

**MODELO DE EVALUACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE INSOLVENCIA DE
INSTITUCIONES PRESTADORAS DE SERVICIOS DE SALUD PRIVADAS DE
COLOMBIA CON BASE EN EL ANALISIS DE LAS MEJORES CLÍNICAS Y
HOSPITALES DEL RANKING DE AMÉRICA ECONOMÍA**

Vivian Angélica Gómez Moreno

Colegio de Estudios Superiores de Administración –CESA–

Maestría en Finanzas Corporativas

Bogotá

2020

**MODELO DE EVALUACIÓN PARA EL ANÁLISIS DE INSOLVENCIA DE
INSTITUCIONES PRESTADORAS DE SERVICIOS DE SALUD PRIVADAS DE
COLOMBIA CON BASE EN EL ANALISIS DE LAS MEJORES CLÍNICAS Y
HOSPITALES DEL RANKING DE AMÉRICA ECONOMÍA**

Vivian Angélica Gómez Moreno

Director

Christian Adolfo Acosta Cruz

Colegio de Estudios Superiores de Administración –CESA-

Maestría en Finanzas Corporativas

Bogotá

2020

Contenido

Glosario	8
1. Introducción	10
2. Estado del Arte	19
2.1 Evolución del Modelo de Insolvencia: Métodos y Variables	19
2.2 Evolución del modelo de insolvencia: Concepto de quiebra	26
3. Marco teórico	30
3.1 Modelación del Riesgo de Insolvencia en Empresas del Sector Salud Empleando Modelos Logit	31
3.2 Determinación de Indicadores en Modelos de Predicción de Quiebra Para Hospitales	32
3.3 Predicción de Quiebra en Hospitales de Corea.....	34
3.4 Problemas financieros y predicción de bancarrota: Una comparación de tres modelos de predicción de dificultades financieras en hospitales de cuidados agudos.....	36
4. Metodología	36
4.1 Delimitación del objeto de estudio del IPS	38
4.1.1 Variables Independientes Financieras.....	39
4.1.2 Variable Dependiente	40
4.1.3 Variables Independientes No Financieras	41
4.2 Modelo de Regresión Logística	42
4.2.1 Análisis Descriptivo de variables	42
4.2.1 Medidas de Asociación – Análisis Individual de Variables	43

4.2.2 Resultado del Modelo.....	45
4.2.3 Validación del Modelo	49
4.2.3.1 Prueba de Hosmer y Levershow	49
4.2.3.2 Prueba de Tablas de Expectativa o Clasificación	50
5. Conclusiones	51
6. Bibliografía	54

Índice de Tablas

Tabla 1 Utilidades /Pérdidas Sector Salud 2019 (Cifras en miles millones de pesos).....	13
Tabla 2 Autores, número de empresas y número de ratios usados para predecir la quiebra	23
Tabla 3 Términos usados para evaluar modelos de predicción de quiebra.....	27
Tabla 4 Empresas colombianas presentes en el ranking de AméricaEconomía 2019	37
Tabla 5 Clasificación Clínicas y Hospitales por su naturaleza	38
Tabla 6 Variables financieras independientes seleccionadas.....	39
Tabla 7 Variables no financieras independientes seleccionadas	42
Tabla 8 Análisis Descriptivo de cada una de las variables independientes seleccionadas	43
Tabla 9 Test de Levene.....	44
Tabla 10 Prueba T-test.....	44
Tabla 11 Regresión Final.....	47
Tabla 12 Indicadores financieros clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía	62
Tabla 13 Variables no financieras clínicas y hospitales del ranking AméricaEconomía	63

Índice de Gráficas

Gráfica 1 Gasto per cápita en salud 2017 (Cifras en dólares).....	12
Gráfica 2 Crecimiento promedio anual del gasto per cápita en salud 2000-15 vs 2015-30	13
Gráfica 3 Comparación Utilidades Sector Salud 2017-2019 (en miles de millones de pesos).....	14
Gráfica 4 Comportamiento histórico de la composición de cartera por edad (cortes semestrales del periodo junio 1998 - diciembre de 2019)	15
Gráfica 5 Cuentas por cobrar de IPS a EPS por vencimientos a diciembre de 2019.....	16
Gráfica 6 Utilidad Operacional vs Utilidad Neta clínicas y hospitales (cifras en millones de pesos)	41
Gráfica 7 Clasificación de clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía por nivel de activos (cifras en millones de pesos).....	62
Gráfica 8 Resultado Operacional vs Resultado Neto clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía 2017-2019.....	63
Gráfica 9 Clasificación de clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía de acuerdo con el número de camas – capacidad instalada.....	64

Índice de Anexos

Anexo 1 Análisis Financiero y no financiero Clínicas y Hospitales presentes en el ranking de AméricaEconomía.....	62
Anexo 2 Estados Financieros y Estados de la Situación Financiera clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía 2019 (cifras en millones de pesos)	65

Glosario

ADRES: Es la Administradora de los Recursos del Sistema General de Seguridad Social en Salud, que tiene como objetivo garantizar el adecuado flujo de los recursos del Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS) e implementar los respectivos controles.

BDUA (Base Única de Afiliados): es la base que contiene la información de los afiliados plenamente identificados, de los distintos regímenes del Sistema de Seguridad Social en Salud. (Régimen Subsidiado, Contributivo y Regímenes especiales).

EPS (Empresas Promotoras de Salud): Son las entidades responsables de la afiliación y prestación del Plan obligatorio de salud

IPS (Instituciones prestadoras de Servicios de Salud): son las instituciones encargadas de prestar los servicios de salud en su nivel de atención correspondiente a los afiliados y beneficiarios dentro de los parámetros y principios señalados en la presente Ley.

Medicáis: es un seguro de salud del gobierno estadounidense que ayuda a muchas personas de bajos ingresos en país para pagar sus cuentas médicas. El gobierno federal establece pautas generales para el programa, pero es importante saber que cada estado tiene sus propias reglas. En este sentido, el estado puede requerir que usted pague una parte del costo de algunos servicios médicos. (Medlineplus, 2019)

PBS (Plan de Beneficios en Salud): Es el conjunto de actividades, procedimientos e intervenciones, servicios, insumos y medicamentos al que tienen derecho los afiliados al Régimen Subsidiado, anteriormente conocido como Plan Obligatorio de Salud POS.

Régimen Contributivo: Es un conjunto de normas que rigen la vinculación de los individuos y las familias al Sistema General de Seguridad Social en Salud, cuando tal

vinculación se hace a través del pago de una cotización, individual y familiar, o un aporte económico previo financiado directamente por el afiliado o en concurrencia entre éste y su empleador.

Régimen Subsidiado: Es un conjunto de normas y procedimientos que rigen la vinculación de la población pobre y vulnerable al Sistema General de Seguridad Social en Salud, con recursos de la Nación y Entidades Territoriales

SGSSS (Sistemas de seguridad social en salud): Es un conjunto armónico de entidades públicas y privadas, normas y procedimientos, que procuran la prestación del servicio y fijan condiciones de acceso en todos los niveles de atención, bajo el fundamento de garantizar la atención integral a toda población

UPC: la Unidad de pago por capitación (UPC) es el valor anual que se reconoce por cada uno de los afiliados al sistema general de seguridad social en salud (SGSSS) para cubrir las prestaciones del Plan Obligatorio de Salud (POS), en los regímenes contributivo y subsidiado.

1. Introducción

El objetivo de este trabajo de investigación es proponer un modelo de insolvencia para Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud - IPS colombianas del sector privado, involucrando no solo variables financieras sino también indicadores de capacidad y de atención en salud. Para lograrlo se procede a realizar un análisis de los principales indicadores de Clínicas y Hospitales del país presentes en el ranking de la revista AméricaEconomía con el objetivo de encontrar características comunes y evidenciar la salud financiera de cada una de ellas para delimitar el objeto de estudio y plantear así un modelo de predicción de insolvencia.

El gasto en Salud en Colombia se financia tanto con recursos públicos como privados a través del Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS) que se caracteriza por la existencia de dos modalidades de afiliación obligatoria, el régimen contributivo del cual hace parte toda la población económicamente activa que aporta una parte de su salario para financiar el sistema y el régimen subsidiado del cual hace parte la población que no puede contribuir económicamente a este, dicha afiliación se hace a través de las Entidades Promotoras de Salud (EPS), quienes a su vez contratan a Instituciones prestadoras de Salud (IPS) para la prestación de servicios de salud contemplados en el Plan de Beneficios en Salud (PBS) anteriormente conocido como Plan Obligatorio de Salud (POS) que se financia a través de la Unidad de Pago por Capitación UPC (Bernal & Barbosa, 2015). La administración de recursos está a cargo de la Administradora de los Recursos del Sistema General de Seguridad Social en Salud ADRES.

Según registros de la Base Única de Afiliados (BUDA) para el año 1993 el 25% de la población colombiana contaba con afiliación a servicios de Salud, actualmente esta cobertura se define como universal, pues el 96% de la población, es decir 48.5 millones de habitantes se

encuentran asegurados. (Ministerio de Salud y Protección Social, 2019). Pese a este logro tan importante, se identifica que el acceso al sistema no es equitativo, pues en el sector rural se presentan tasas tanto de mortalidad infantil como materna más altas que en el sector urbano, adicionalmente, las condiciones geográficas y la escasa inversión en infraestructura y transporte hace que la atención en salud no sea de calidad según lo informa la OCDE (2017).

En los últimos años el Estado Colombiano ha implementado diversas estrategias enfocadas en mitigar la problemática mencionada anteriormente, el Ministerio de Salud y Protección Social (2018) a través de su Informe anual de Gestión, ha promulgado que los indicadores a nivel nacional han mejorado sustancialmente gracias a diversas estrategias de la siguiente manera:

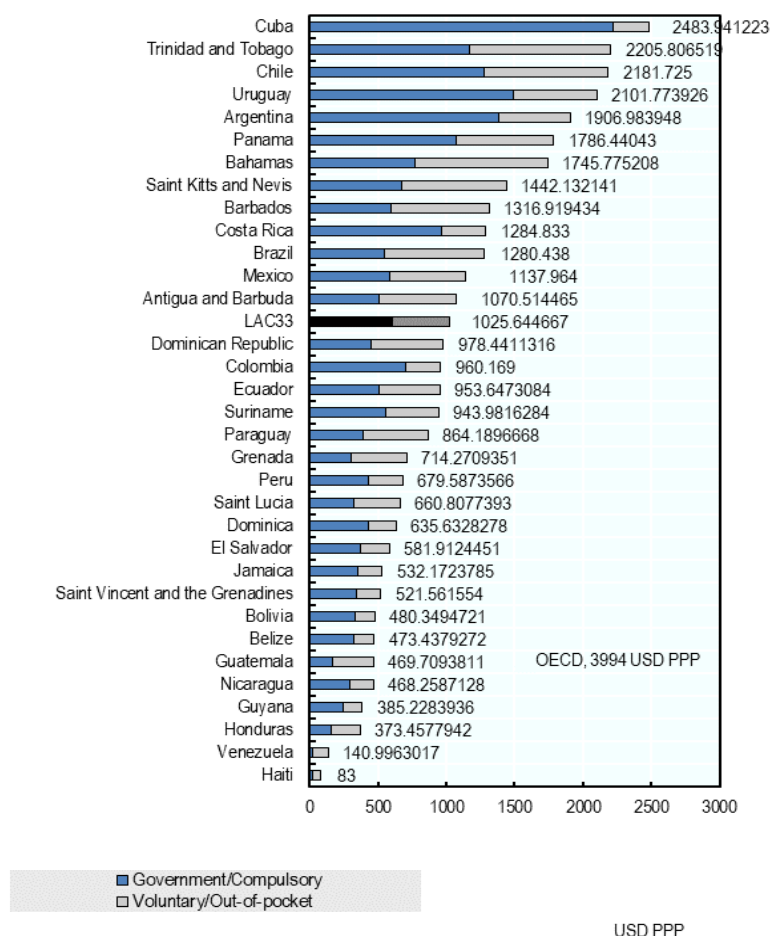
Tasa de mortalidad infantil: disminuido gracias al esquema de vacunación gratuito de 21 biológicos que previenen 26 enfermedades, además de la cobertura del 95,2 % en la aplicación vacuna en contra de la rubeola, sarampión y parotiditis en menores de 5 años.

Tasa de mortalidad infantil por desnutrición: según registros para 2017 esta tasa ha disminuido en 42 muertes por año en comparación con los registros de 2015, sin embargo, se sigue evidenciando una mayor tasa de mortalidad en sectores rurales con un 44% de las muertes.

Tasa de mortalidad materna: ha disminuido a 2,7 muertes por cada 100.000 nacidos vivos, es de resaltar que la mayor disminución se encuentra en el sector rural, pasando del 85,25% en 2015 a un 70,54% en 2017.

Según la OCDE (2020), Colombia destina el 7,2% del PIB para el gasto en salud y 960 USD per cápita, valores que se encuentran por debajo del promedio de 33 países en Latinoamérica, los cuales destinan un 8,8% del PIB y un gasto per cápita de 1025 USD.

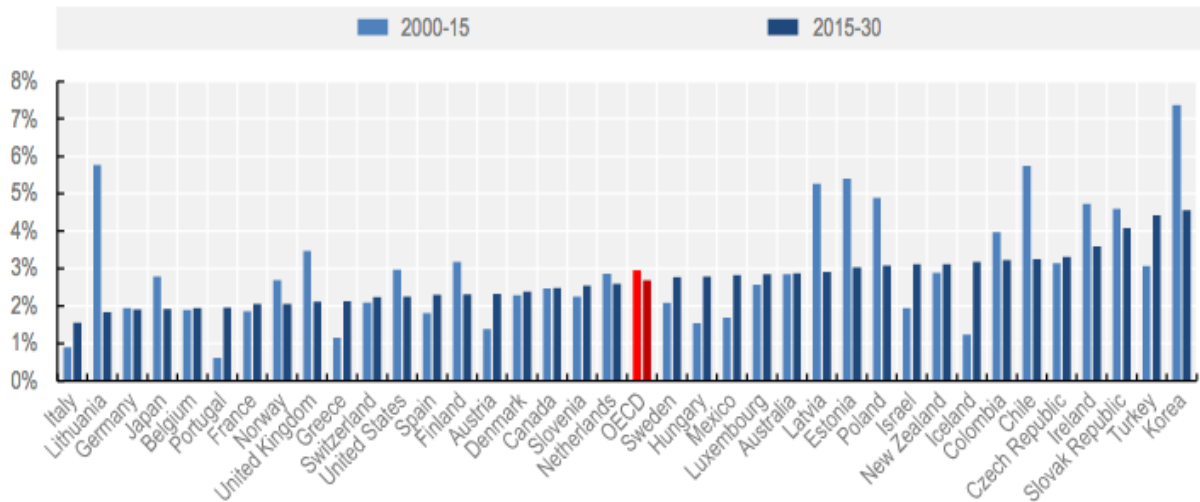
Gráfica 1 Gasto per cápita en salud 2017 (Cifras en dólares)



Fuente: WHO Global Health Expenditure Database 2020; OECD Health Statistics 2019 for Brazil, Chile, Colombia, Costa Rica and México. Gráfica: Total health expenditure per capita (USD PPP), 2017

Para el periodo 2015-2030 se estima que este gasto per cápita sea 1% más bajo que las tasas históricas (2000-2015), respecto a la porción del PIB, Colombia estará dentro de los países que presentarían un crecimiento moderado para 2030 ubicándose alrededor del 8%, valor que aún sigue siendo bajo respecto al promedio (10,2% del PIB) establecido para países miembros de la OECD a nivel mundial (Lorenzoni, Marino, Morgan & James 2019)

Gráfica 2 Crecimiento promedio anual del gasto per cápita en salud 2000-15 vs 2015-30



Fuente: OECD, the World bank 2020

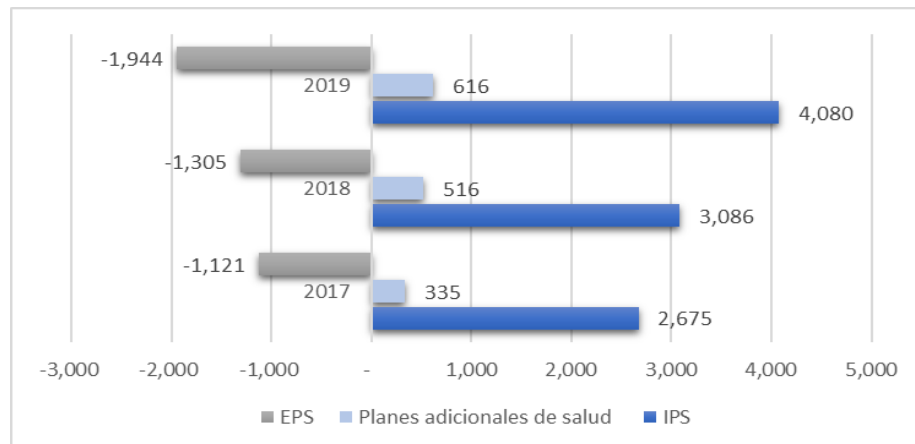
En contraste con los indicadores mencionados anteriormente, los indicadores financieros del sistema evidencian un punto de especial atención, porque aunque “el presupuesto para salud y protección social prácticamente se triplicó, pues en 2008 era de \$10,4 billones y para 2019 estará por encima de \$32 billones.” (Dinero, 2018) en el último informe de la Superintendencia Nacional de Salud, se evidencia que de las cerca de 6.239 IPS y 47 EPS de todo el país que reportan información financiera, las EPS tuvieron pérdidas por \$1.9 billones de pesos, en contraste con las IPS que obtuvieron ganancias por \$ 4 billones de pesos y las entidades que prestan planes adicionales de salud con ganancias por \$616 mil millones, arrojando un balance total al cierre del año 2019 de \$ 2.7 billones de pesos de utilidad para el sistema.

Tabla 1 Utilidades /Pérdidas Sector Salud 2019 (Cifras en miles millones de pesos)

Tipo de Entidad	Utilidades	Perdidas	Utilidad Neta
EPS	356	-2.300	-1.944
Planes adicionales de salud	617	-1.6	616
IPS	4.784	-704	4.080
TOTAL	5.757	-3.006	2.752

Fuente: Superintendencia Nacional de Salud. Informe resultados financieros del sector salud

Gráfica 3 Comparación Utilidades Sector Salud 2017-2019 (en miles de millones de pesos)



Fuente: Superintendencia Nacional de Salud. Informe resultados financieros del sector salud

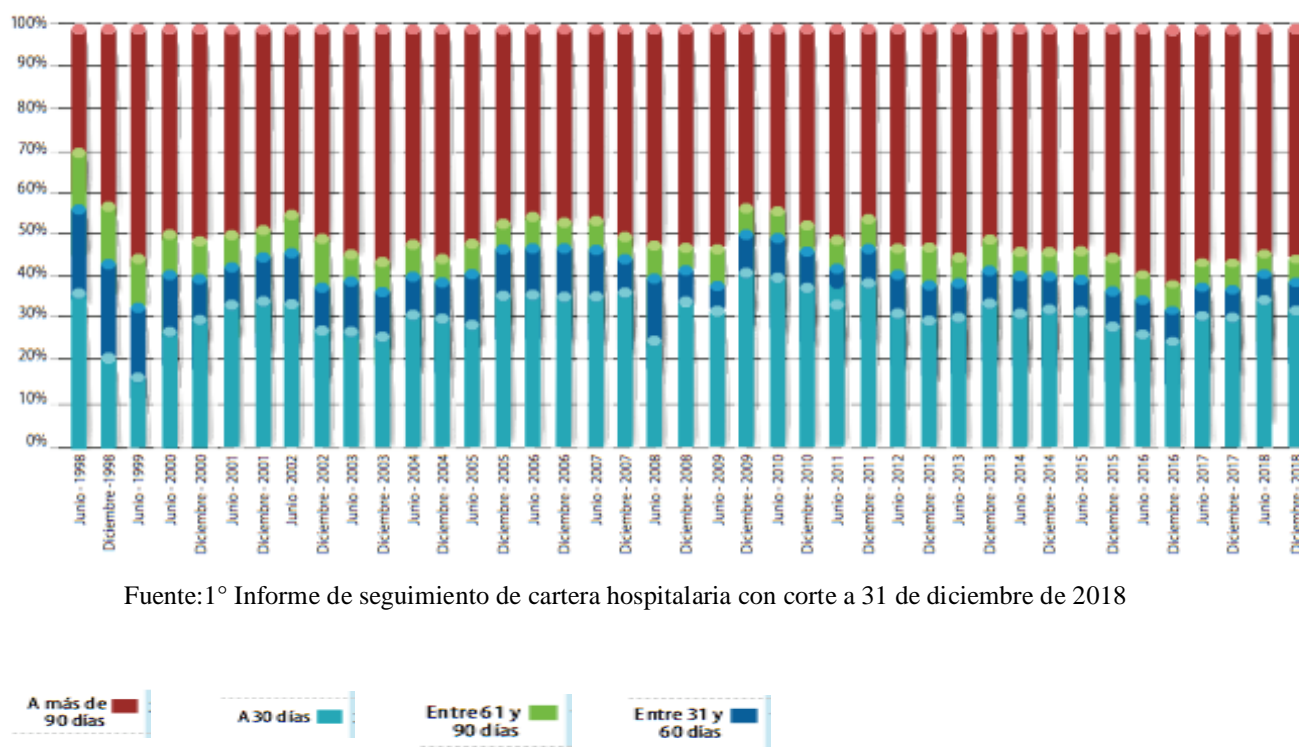
A pesar de las utilidades reportadas por la Superintendencia Nacional de Salud, la Asociación Colombiana de Empresas de Medicina Integral ACEMI asegura que la situación financiera del sector está en crisis debido principalmente a las “dificultades en el flujo regular de los recursos asociados a las prestaciones no financiadas en la unidad de pago por captación (UPC), es decir aquellas que no se encuentran incluidas en el plan de beneficios” (Serrano, 2018, s.f)

Por otra parte, en un estudio de cartera hospitalaria realizado por la Asociación Colombiana de Hospitales y Clínicas (ACHC), donde se toma como muestra a 207 IPS (de las cuales 106 privadas, 99 públicas y 2 mixtas) con información financiera bajo NIIF a 31 de diciembre de 2018, se presenta cartera por \$ 8,4 billones de pesos aproximadamente, con una cartera morosa (mayor a 60 días) del 51,1 % por valor de \$ 4,3 billones aproximadamente. De la gráfica 2 se concluye que la cartera de las IPS ha aumentado en el segundo semestre de 2018 comparado con el primero, de la siguiente manera: las cuenta por cobrar mayores a 90 días pasaron de un 52,36% a un 53,7%; las cuenta por cobrar de edades entre 61 a 90 días y 31 a 60

días presentan un incremento pasando del 10,9% en junio de 2018 al 12,0% a corte de diciembre de 2018. (Cuadros & Giraldo, 2019)

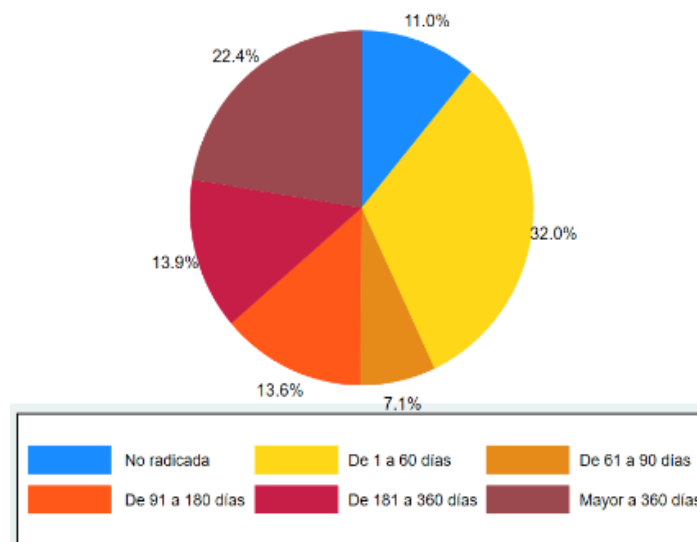
En la publicación de Cuadros y Valencia (2019) se destaca que entre los principales deudores se encuentran: Nueva EPS, la vendida Cafesalud EPS, Coomeva EPS, Alianza Medellín Antioquia EPS S.A.S. (Savia Salud), Medimás EPS S.A.S, la liquidada Saludcoop EPS, Saludvida EPS, Asmet Salud y Coosalud. Las anteriores 10 EPS representan el 44,7% (alrededor de 4,5 billones) del total de la deuda de las EPS (\$ 10,1 billones de pesos sin incluir deterioro bajo NIIF) para diciembre de 2018 se presenta una disminución de 1,3 %, ubicándose en un 69,1%.

Gráfica 4 Comportamiento histórico de la composición de cartera por edad (cortes semestrales del periodo junio 1998 - diciembre de 2019)



Para 2019 la cartera de las IPS asciende a \$ 37,3 billones de pesos de los cuales el 70,9% corresponde a cuentas por cobrar de IPS privadas y el restante a IPS públicas, de lo anterior se evidencia que las cuentas por cobrar a EPS corresponde al 48,8% es decir 18,2 billones de pesos, de los cuales el 67% representa cartera morosa de más de 60 días, así mismo, se destaca que por región se observa que las IPS que operan en Antioquia, Valle y Bogotá son acreedoras de EPS por \$ 6,8 billones. Del total de la cartera, se reporta que hay \$ 4,3 billones de pesos que adeudan EPS en liquidación dentro de las cuales se encuentra Cafesalud, Saludvida, SaludCoop, Emdisalud, Confacor y Cruz Blanca principalmente. (Superintendencia Nacional de Salud, 2020)

Gráfica 5 Cuentas por cobrar de IPS a EPS por vencimientos a diciembre de 2019



Fuente: Informe de cartera del sector salud (Superintendencia Nacional de Salud, 2020)

Así pues, se evidencia que las clínicas y hospitales en Colombia a pesar de reflejar en sus estados financieros buenos resultados y de figurar en rankings internacionales como por ejemplo el de AméricaEconomía, que para 2019 destacó a 24 entidades de salud colombiana entre 58 de

América Latina como las mejores, están en potencial riesgo de insolvencia principalmente por efectos de cartera morosa.

Teniendo en cuenta lo expuesto anteriormente, surge la siguiente pregunta acerca de la salud financiera de estas IPS, acaso ... ¿Sus resultados financieros son tan buenos o incluso mejores que sus indicadores médicos teniendo en cuenta los problemas expuestos por diferentes asociaciones e instituciones sobre la crisis del sector salud en Colombia?, si es así ¿Qué factores explican este fenómeno?

El presente trabajo de investigación plantea la hipótesis que tanto variables no financieras (capacidad instalada, complejidad y la prestación de determinados tipos servicios médicos) como variables financieras (endeudamiento, liquidez y rentabilidad) contribuyen a la explicación de la insolvencia de IPS del sector privado de Colombia.

Para cumplir con este propósito se establece por objetivo general proponer un modelo probabilístico de evaluación para el análisis de insolvencia de IPS privadas colombianas entre ellas las presentes en el ranking de AméricaEconomía, basado en los estudios realizados por Chudson (1945) quien concluyó que los modelos construidos para explicar las características en general de una empresa no son tan apropiados como aquellos que se aplican para un industrial puntual.

La elección del objeto de estudio correspondiente a IPS de naturaleza privadas con similares características a las posicionadas en el ranking de AméricaEconomía, se basa principalmente en el reconocimiento del ranking de AméricaEconomía en Latinoamérica y en que cada una de las clínicas y hospitales del ranking han sido mencionadas como referentes por el Ministerio de Salud.

Como objetivos específicos se plantean los siguientes:

Examinar la literatura relacionada con modelos de insolvencia e indicadores utilizados para identificar variables que contribuyan al análisis de insolvencia en clínicas y hospitales.

Realizar un análisis de los estados financieros a través de una batería de indicadores financieros que permitan visualizar la salud financiera de las clínicas y hospitales de Colombia presentes en el ranking de AméricaEconomía, de esta manera se procederá a incorporar al análisis otras IPS con características similares, las cuales servirán posteriormente para hacer el modelo más sólido.

Identificar qué tipo de indicadores no financieros y financieros son significativos y contribuyen a explicar la insolvencia de las Instituciones Prestadoras de Servicios de salud privadas en Colombia.

La razón por la cual se propone incorporar variables no financieras al modelo se basa principalmente en que la quiebra empresarial se asocia con la relación del empresario y su entorno, que a su vez es afectado tanto por factores externos como internos, por esta razón se hace necesario incluir datos diferentes a la información de los estados financieros (Horak, Vrbka, & Suler, 2020)

El presente trabajo se desarrolla de la siguiente manera: en primer lugar, se revisan los diferentes métodos y variables que han sido abordadas para explicar la quiebra a través de la historia, así como el marco conceptual del cual han partido diferentes autores para definir una empresa en quiebra, en segundo lugar, se exponen algunos de los resultados y metodologías usados para trabajar modelos de predicción de insolvencia en el sector salud en diferentes países. En tercer lugar, se expone la metodología usada y aplicación de esta para comprobar la hipótesis formulada y cumplir con el propósito del trabajo; finalmente, se exponen las conclusiones resultado de la presente investigación.

2. Estado del Arte

La construcción de un modelo para estudiar la quiebra o fracaso empresarial ha sido uno de los aspectos más complejos al momento de estudiar una empresa, pues lo que se busca es desarrollar un modelo que sea objetivo que incluya variables representativas que ayuden a predecir el éxito o fracaso y así mismo a identificar las peculiaridades de un sector.

A continuación, se mencionan algunos de los autores que han trabajado metodologías, indicadores, industrias y hasta el concepto de quiebra desde diferentes perspectivas.

2.1 Evolución del Modelo de Insolvencia: Métodos y Variables

Un primer acercamiento fue propuesto a principios de los años 30 cuando se utilizó como principal método el análisis de razones financieras, más tarde durante mediados de los años 60 y años 70 el método utilizado fue el análisis discriminante univariado y multivariado, hasta la evolución en modelos más complejos que usan métodos como el de análisis Logit, Probit y redes neuronales desarrollados en la décadas de los 80 y 90, estos tres últimos considerados los más acertados para predecir la quiebra. (Bellovary, Giacomino, & Akers, 2007)

En 1930 the Bureau of Business Research (BBR) en busca de encontrar factores en común que contribuyeran a explicar o predecir dicho fenómeno estudió 29 empresas y las comparó entre sí a través de 24 ratios; como conclusión 8 de ellos fueron los indicadores que se postularon para explicar la quiebra. (como se citó en Bellovary, Giacomino, & Akers, 2007)

Posteriormente Fitzpatrick (1932) no solo comparó empresas en quiebra, si no que incluyó el análisis de empresas exitosas a través de 13 ratios, al comparar los ratios en mención concluyó que dos de ellos eran significativos Patrimonio/Deuda y Utilidad Neta/Patrimonio.

Smith & Winakor (1935) al estudiar 183 empresas determinaron que el ratio más significativo para la identificación de empresas con problemas de insolvencia fue el Capital de Trabajo/ Total de activos, otra de las conclusiones del estudio demostró que el ratio Activos a Corto Plazo / Total de Activos estaba directamente relacionado con empresas cercanas a la bancarrota.

Uno de los últimos estudios realizados utilizando únicamente ratios o razones financieras fue presentado por Jackendoff (1962), quien concluyó que el ratio Capital de Trabajo / Total de Activos es uno de los indicadores más relevantes para el análisis de insolvencia en empresas que no son rentables.

Más tarde se sentó un precedente muy importante cuando Beaver (1966) concluye que el análisis simultaneo de múltiples ratios definía mejor el declive financiero de una empresa, que al hacerlo simplemente con un ratio; de esta manera planteó que el Ingreso Neto / Deuda Total tenía la capacidad predictiva de 92%, el Ingreso Neto / Ventas (91%) y el Ingreso Neto / Patrimonio Neto, el Flujo de Efectivo / Deuda Total y el Flujo de Efectivo / Activos Totales (90%). Lo anterior basado en la aplicación de 30 indicadores de 79 empresas rentables y 79 no rentables en 38 diferentes industrias.

Partiendo de los precedentes descritos anteriormente, Altman (1968), aplicó por primera vez el método de análisis discriminante multivariado (MDA por sus siglas en ingles), en el cual destacó 5 factores o ratios que incidían en el éxito o fracaso de una empresa. Este modelo fue ajustado para tres grandes grupos de empresas así: la primera para el sector manufacturero,

un segundo modelo enfocado en empresas no manufactureras y el ultimo un modelo aplicado a empresas privadas no cotizantes en bolsa y mercados emergentes. A la fecha los modelos de Altman son los más utilizados y aceptados desde su creación, ya que dichos modelos tienen una capacidad de predicción del 95%.

A pesar de que el modelo de Altman ha sido uno de los modelos más aceptados, por ende, usado con mayor frecuencia para la predicción de quiebra en diferentes sectores, se presentan varias críticas pues la “necesidad en muchos modelos de formar dos submuestras, una de empresas fracasadas y otra de empresas sanas, plantea otro problema: que no se cumpla la teórica aleatoriedad de la muestra característica de un modelo estadístico.” (Tascón & Castaño, 2012, p. 14), como consecuencia Palepu (1986) concluye que el modelo resultante puede ser no representativo para toda la población.

En aras de corregir las críticas realizadas al modelo de análisis variantes se ha implementado diferentes modelos a través de metodologías como el análisis Logit y Probit, los cuales incluyen la probabilidad de que la empresa vaya a quiebra (Dimitras, Zanakis, & Zopunidis., 1996).

Ohlson (1980) trabajó con 9 indicadores aplicados a 105 empresas industriales que cotizan en bolsa; fue uno de los pioneros en implementar el modelo de regresión logística Logit, puesto que, a diferencia del MDA, en este modelo no es necesario que las variables deban distribuirse como una normal, así mismo las matrices de varianza-covarianza no deben ser iguales.

Zmijewski (1984) implementó el modelo Probit para predecir la quiebra, al aplicarlo en un total de 3.976 firmas, 3.880 de ellas no fracasadas y 96 fracasadas, uso 3 indicadores:

Utilidad Neta / Total de Activos, Total Pasivos / Total Activos y Activos Corrientes / Pasivo Corriente.

Marais et al., (1984) desarrollaron un método basado en algoritmos - árbol de decisiones binarias (empresas en quiebra y empresas sanas), usando un único ratio y llegando a un nivel de clasificación superior al del análisis discriminante. Una de las críticas de este método es que no permite comparación entre firmas del mismo sector.

A finales de la década de los 80 y comienzos de los 90 y aprovechando el creciente manejo de bases de datos de manera digital, se empiezan a desarrollar modelos más complejos basados en inteligencia artificial, entre ellos la aplicación de la técnica conocida como Redes Neuronales artificiales RNA.

Uno de los trabajos pioneros es el de Bell et al. (1990) quienes se enfocaron en la comparación de un modelo logit y uno de redes neuronales para predecir la quiebra en bancas comerciales, como resultado el modelo de redes neuronales fue mejor predictor de quiebra que el modelo lineal de regresión. Una de las ramas de las redes neuronales, es la técnica los mapas autoorganizativos, las ventajas según Kaski et al. (2001), son que proporcionan más información de la situación de la empresa y permiten identificar la relación entre las variables contables y la quiebra de la empresa.

A pesar de que las RNA han tenido gran aceptación y han demostrado solidez, presenta algunas limitaciones, como por ejemplo la imposibilidad de presentar hipótesis e intervalos de confianza cuando no son lineales, además de generar un sobreajuste de los datos al ser este un modelo que se basa en aprendizaje, lo que implica que se pierda precisión (Ringeling, 2004).

Otra de las técnicas basadas en inteligencia artificial hace referencia al presentado por Vano (1998) quien desarrolló un modelo denominado Máquina de Vectores Soporte (SVM por sus siglas en inglés,) la cual se basa en el uso de un modelo lineal a partir del cual se crean múltiples escenarios. Estudios realizados posteriormente aplicando este método y comparado con otros se concluye que este tiene una capacidad de predicción mayor a los modelos de análisis multivariados y modelos Logit (Shin., Lee & Kim, 2005)

Así mismo, Kumar y Ravi (2007) presentaron un modelo basado en algoritmos genéticos aplicados al fracaso empresarial, sin embargo, los resultados fueron poco precisos.

Otra de las metodologías propuestas usando inteligencia artificial es el Análisis Envoltante de Datos (DEA) a través de la cual se realiza análisis de datos tanto de inputs como de outputs. Premachandra et al. (2009) comparan la efectividad de los modelos DEA con los modelos de regresión Logit.

Tabla 2 Autores, número de empresas y número de ratios usados para predecir la quiebra

Año	Autor	Número de empresas	Número de Ratios	Indicadores más significativos	Metodología
1930	The Bureau of Business Research (BBR)	29 empresas	24 ratios; como conclusión 8 de ellos fueron los indicadores que se postularon para explicar la quiebra.	Capital de Trabajo / Total de Activos es un mejor indicador para evaluar la quiebra.	Relación de factores o indicadores en común para identificar la quiebra.
1932	Fitzpatrick		13 ratios; como conclusión 2 de ellos fueron significativos.	Utilidad Neta /Patrimonio Patrimonio/ Deuda Patrimonio/Activos fijos	Comparación de indicadores en común para identificar la quiebra.
1935	Smith & Winakor	183 empresas	30 ratios	Capital de Trabajo/ Total de Activos Activos a Corto Plazo / Total (empresas en quiebra)	Comparación de indicadores en común para identificar la quiebra.
1966	Beaver	79 empresas	1 ratio	Ingreso Neto / Deuda Total	análisis

		rentables y 79 no rentables en 38 diferentes industrias.		tenía la capacidad predictiva de 92%, el Ingreso Neto / Ventas (91%) y el Ingreso Neto / Patrimonio Neto, el Flujo de Efectivo / Deuda Total y el Flujo de Efectivo / Activos (90%).	univariante
1968	Altman	Aplico el modelo en 3 sectores diferentes: el sector manufacturero, empresas no manufactureras y en empresas privadas no cotizantes en bolsa y mercados emergentes	5 ratios	Capital Circulante/Activos Totales - Beneficios no distribuidos/Activos Totales - EBITDA/Activos Totales - Capitalización Bursátil/Deuda Total - Ventas Netas/Activos Totales	Método de análisis discriminante multivariado (MDA por sus siglas en ingles)
1980	Ohlson	105 empresas industriales que cotizan en bolsa	9 ratios	Total Activos Total Pasivos Capital de Trabajo Pasivos Corrientes Activos Corrientes Ingreso Neto Flujo de Caja de Operaciones	Modelo Logit
1984	Zmijewski	3.976 firmas, 3.880 de ellas no fracasadas y 96 fracasadas	3 ratios	Utilidad Neta / Total de Activos, Total Pasivos / Total Activos y Activos Corrientes / Pasivo Corriente.	Modelo Probit
1984-1985	Marais Frydman	1 ratio Algoritmos			
1990	Bell et al	Redes Neuronales			
2001	Kaski <i>et al</i>	Técnica de los mapas auto organizativos- Redes Neuronales			
2007	Kumar y Ravi,	Algoritmos Genéticos			
2009	Premachandra et al.	Análisis Envolvente de Datos (DEA)			

Fuente: Elaboración propia

Cada uno de los modelos propuestos presenta ventajas y críticas y han servido de referencia para nuevas propuestas en diferentes industrias y países.

Los modelos univariados, por ejemplo, aunque carecen de universalidad al incluir en el análisis diferentes ratios que pueden cambiar el resultado para una misma empresa, o que un ratio relevante no lo sea para diferentes tipos de industria, ofrecen una ventaja en estudios que se concentran solamente en ratios financieros. (Ringeling, 2004).

Los modelos de análisis discriminante, aunque permite el análisis de dos o más variables presenta restricciones por cuanto establece que las variables independientes presentan una distribución normal (estudios demuestran que no es así), además denota igualdad en las matrices de varianza – covarianza, y asigna una probabilidad igual a los errores tipo I y tipo II (Mateos, Marín, Marí, & Seguí, 2011).

En cuanto a los modelos multivariados – Altman, Logit, Probit y Redes Neuronales – la principal crítica se hace en cuanto a que toman información contable (hechos económicos pasados) para predecir la quiebra, siguiendo con los modelos basados en la información del mercado accionario tienden a tener fundamentos teóricos confiables, al ser el mercado el que define los precios futuros de las compañías, y al poder medir el riesgo, sin embargo, la desventaja radica en que no tendría la misma solidez al aplicarse en empresas fuera del mercado de valores. (Ringeling, 2004).

En relación con las variables utilizadas, numerosos estudios han demostrado que el uso de variables específicas para las industrias (diferentes a los ratios financieros), hacen posible un mejor ajuste de los modelos, pero lamentablemente aún no son suficientes como para ser concluyentes; así mismo se destaca que son pocos los trabajos que incluyen variables macroeconómicas y en los pocos estudios que hay los resultados demuestran que no son significantes. Por otra parte, se concluye que los ratios financieros utilizados con más frecuencia

son en su orden: de rentabilidad, endeudamiento y equilibrio económico, márgenes y rotaciones (Tascón & Castaño, 2012).

Bellovary, Giacomino, & Akers (2007) en su trabajo de recopilación de estudios de predicción de quiebra, resalta que un gran número de variables no contribuyen a que los modelos incrementen su capacidad de predicción y resalta el trabajo de Beaver quien utilizando un solo ratio predijo la quiebra con un 92% de probabilidad, finalmente recomienda que futuras investigaciones se deben enfocar en hacer propuestas que sean de aplicabilidad sin dejar de lado la teoría ya desarrollada.

2.2 Evolución del modelo de insolvencia: Concepto de quiebra

Diversos autores han trabajado en modelos de predicción de quiebra partiendo de diferentes marcos conceptuales para su identificación, de ahí que se presenten problemas en la “determinación de la variable dependiente (el fracaso empresarial) en la estimación de los modelos de capacidad predictiva, puesto que existen diferentes definiciones e interpretaciones del término adoptado por cada uno para la clasificación binaria como empresa fracasada o no fracasada.” (Espinosa, 2013, p. 47). Así las cosas, se afirma que “una empresa en crisis obliga los investigadores del fracaso empresarial a definir su concepto propio de forma explícita, en función de los objetivos del estudio o de la naturaleza de los datos disponibles.” (Quintana & Gallego, 2004, p. 99)

Keasey y Watson (1991) sostienen que la quiebra no depende de la incapacidad de pago sino que también de factores como la gestión de los gerentes y los intereses de los stakeholders.

De igual manera Tascón y Castaño (2012) concluyen que no hay una forma genérica de clasificar empresas fracasadas de las no fracasadas, debido a que el investigador solo capta aspectos económicos y financieros de las firmas mas no las características y desempeño de los gerentes en cuanto al papel que desempeñan para afrontar la crisis ante signos de fracaso empresarial, de esta manera una empresa que hoy esta en riesgo de quiebra puede no estarlo en un periodo de tiempo diferente.

A continuación, se presentan los términos y las definiciones usados por algunos autores en distintos trabajos de predicción de quiebra.

Tabla 3 Términos usados para evaluar modelos de predicción de quiebra

Autor	País	Término	Definición
Beaver, 1966	Estados Unidos	Fracaso	Dificultad para atender deudas (obligaciones financieras)
Altman, 1968	España	Quiebra	Catalogadas legalmente en quiebra
Correa, Acosta & González, 2003	España	Quiebra	Patrimonio negativo o quiebra técnica
Somoza & Vallverdú, 2003	España	Fracaso	Suspensión de pagos, insolvencia financiera declarada. Ley Concursal 22/2003
Martínez, 2003	Colombia	Fragilidad	La empresa ingresó en un acuerdo de reestructuración de pagos o liquidación obligatoria
Platt & Platt, 2004	Estados Unidos	Fracaso	Fracaso financiero
Calvo, García & Madrid, 2006	Colombia	Fracaso	Riesgo financiero alto
Acosta & Fernández, 2007	España	Fracaso	Quiebra empresarial
Gómez, Torre & Román,	España	Fracaso	Suspensión de pagos o quiebra legal de

2008		Financiero	acuerdo con la Ley Concursal Española
Rubio Misas, 2008	España	Quiebra	Patrimonio negativo o quiebra técnica
Mora & González, 2009	España	Fracaso	Liquidación voluntaria, liquidación obligatoria, acuerdo de reestructuración o concordato
Labatut, Pozuelo & Veres, 2009	España	Fracaso	Catalogado legalmente en quiebra. Ley Concursal 22/2003
Arquero, Abad & Jiménez, 2009	España	Fracaso Financiero	Cuando el deudor es incapaz de atender a sus compromisos
Veres, Labatut & Pozuelo, 2010	España	Fracaso	Calificaciones jurídicas de suspensión de pagos y quiebra. Ley Concursal 22/2003
Pozuelo, Labatut & Veres, 2010	España	Fracaso	Calificaciones jurídicas de suspensión de pagos y quiebra
Manzanque, 2010	España	Fracaso	Suspensión de pagos o quiebra
Banegas & García, 2010			La existencia de resultados de explotación y/o patrimonio neto negativo durante tres ejercicios consecutivos
Llano, Piñeiro & Rodríguez, 2011	España	Fracaso financiero/empr esas fallidas	Situación concursal o liquidación
Camacho, Salazar & León, 2013	Colombia	Quiebra o iliquidez	Incapacidad de atender obligaciones financieras a su vencimiento. Suspensión de pagos o concurso de acreedores. Patrimonio neto contable negativo
Pérez, González & Lopera, 2013	Colombia	Fragilidad	Reorganización, concordato, reestructuración y liquidación
García & Mures, 2013	España	Fracaso	suspensión de pagos, quiebra y concurso de acreedores de acuerdo con la Ley Concursal española
Caro, Díaz & Porporato, 2013	Argentina	Quiebra/crisis financiera	En cesación de pagos con concurso preventivo o pérdidas que absorben sus ganancias o capital

Nota: Recuperado de (Espinosa, Molina, Vera-Colina, M.A., & Z.A.M.) Copyright 2015 por Espinosa et al.

La tabla anterior muestra los términos más comunes en la literatura agrupadas de la siguiente manera: Fracaso, Quiebra y Fragilidad, al observarlos se puede deducir que se utilizan

como sinónimos y que no existe ningún tipo de sesgo o diferencia por país. Así mismo se observa que las definiciones están enfocadas básicamente hacia dos grandes perspectivas:

La primera corresponde a los autores que acuñan estos términos basados en un concepto financiero entendido como la dificultad para atender deudas (Beaver, 1996), suspensión de pagos, insolvencia financiera declarada (Somoza & Vallverdú, 2003), riesgo financiero alto (Calvo, García & Madrid, 2006). Mientras que otros autores se apoyan en leyes de insolvencia, como es el caso de García y Mures (2013) quienes se basan en la suspensión de pagos, quiebra y concurso de acreedores de acuerdo con la Ley Concursal española, Mora y González (2009) la definen como liquidación voluntaria, liquidación obligatoria, acuerdo de reestructuración o concordato, entre otros autores; es así como el común denominador de la mayoría de trabajos se basan en la normatividad existente para la asignación de la variable dicotómica (fracaso o no fracaso) al momento de la clasificación de las empresas, siendo congruente con lo señalado por Keasy y Watson (1991) quienes afirman que la mayoría de modelos asociados al fracaso empresarial se basan en definiciones jurídicas ya que estas resultan ser objetivas. (como se citó en Espinosa et al,2015)

Según Balcaen y Ooghe (2006) una de las desventajas de tomar como criterio leyes de insolvencia, es el hecho de que pueden existir empresas que se hayan declarado en quiebra sin estarlo, solo para salir de las deudas existentes.

Actualmente en Colombia rige la ley de régimen de insolvencia 1116 de 2006 de la cual están excluidas las Entidades Promotoras de Salud (EPS), las Administradoras del Régimen Subsidiado del Sistema General de Seguridad Social en Salud y las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS) objeto de estudio del presente trabajo.

3. Marco teórico

La regresión logística Logit es una técnica que se basa en el análisis binario se caracteriza porque la variable dependiente toma valores de [1,0] y representa la probabilidad de que una empresa pertenezca a algún grupo: empresas en quiebra o empresas sanas (Ohlson , 1980)

Según Ringeling (2004) tiene las siguientes ventajas:

- A. No requiere que las variables se distribuyan de manera normal
- B. Las matrices de Varianza – Covarianza no tienen que ser iguales
- C. No tiene restricciones del número ni el tipo de variables independientes.

Se estima de la siguiente manera:

$$Li = Ln \left(\frac{Pi}{1 - Pi} \right) = \beta_1 + \beta_1 Xi + ui$$

Estudios realizados en el sector salud se han encaminado principalmente en dos enfoques: el primero de ellos hacia la determinación de variables significativas tanto financieras como no financieras para explicar la quiebra de empresas de empresas del sector, el segundo enfoque se basa en aplicar y comparar modelos ya propuestos con el fin de determinar cuál de ellos se ajusta más a la probabilidad de quiebra. Aun así,

El sector salud es uno de los que presentan mayores retos a la hora de llevar a cabo estas investigaciones debido no solo a la variedad de factores que influyen para que una IPS entre en estado de insolvencia, sino a las complejidades del sistema, lo que hace que este sector sea poco investigado en temas de insolvencia y fracaso empresarial (Tamara et al, 2018, p. 139)

A continuación, se mencionan las diferentes metodologías y resultados de varios trabajos en el sector salud, donde se determinan que variables tanto financieras como no financieras se han propuesto y si estas resultaron ser significativas o no en un acercamiento por predecir la quiebra.

3.1 Modelación del Riesgo de Insolvencia en Empresas del Sector Salud Empleando

Modelos Logit.

En 2018 Támara A. et al. plantearon un modelo basado en el análisis de regresión logística múltiple con el objetivo de determinar la insolvencia en el sector salud en Colombia a través del análisis de 3.930 IPS para el periodo de 2010 a 2013 que fueron clasificadas de acuerdo con su tamaño.

“En esta investigación se considera que una empresa se encuentra en insolvencia cuando se ve en la imposibilidad de pagar sus deudas e incumple con sus obligaciones dado el vencimiento de los plazos” (Támara, Villegas, Castro & Salazar, 2018, p. 133)

Las variables independientes fueron seleccionadas con base en indicadores usados frecuentemente en estudios previos

X1: Activo Corriente / Pasivo Corriente

X2: Total Pasivo / Total Activo

X3: Pasivo Corriente / Total Activo

X4: Total Pasivo / Patrimonio

X5: Utilidad Neta / Ingresos Netos

X6: Utilidad Operacional / Ingresos Netos

X7: Utilidad Neta/Patrimonio

X8: Utilidad Neta/Total activo

Para el desarrollo de esta investigación se trabajaron modelos de regresión logística múltiples, como resultado se concluye que el modelo del año 2013 logró predecir la insolvencia con un nivel de aceptación mayores al 50%, así mismo de las variables financieras evaluadas resaltan la dependencia de la empresa al apalancarse con terceros. (Támara et al, 2018)

3.2 Determinación de Indicadores en Modelos de Predicción de Quiebra Para Hospitales

Corbett (2014) realizó un modelo Logit para determinar los indicadores tanto financieros como no financieros (16 en total) que inciden en la predicción de quiebra de 99 hospitales con ánimo de Lucro que cotizan en bolsa en Estados Unidos tanto solventes como insolventes y partiendo de diversos estudios empíricos existentes (Altman, 2000; Aziz & Dar, 2006; Broyles et al., 1998; Cleverly et al., 2011; Coyne et al., 2008; Flex Monitoring Team, 2005; Griffith, Alexander, & Warden, 2002; Kim & McCue, 2008; Kocakülâh & Austill, 2007; Langabeer, 2006; McCue & Diana, 2007; Price et al., 2005; Semritc, 2009; Younis & Forgoine, 2005; Vélez-González et al., 2011).

Los clasificó en 4 grupos de la siguiente manera:

Grupo I: Indicadores financieros/costos:

Altman Z-score, Altman Z-score_2, índice de solidez financiera, índice de solidez financiera_2, índice de cobertura del servicio de la deuda, índice de margen de flujo de efectivo, índice de flujo de efectivo operativo, índice de flujo de efectivo a deuda total, Gasto por Intereses / Ingresos Netos.

Grupo II: Indicador operativo/calidad

Duración promedio de la estadía (**ALS – Average Length of Stay**), Indicador Operativo / Costo; Tasa de Ocupación; Porcentaje de Ingresos de pacientes ambulatorios

Grupo III Indicador de mercado / acceso:

Porcentaje de ingresos de Medicaid (MRP - Medicaid revenue percentage), Porcentaje de ingresos no asegurados (URP - Uninsured revenue percentage)

Grupo IV Indicador operacional / costo

Salarios y beneficios /gastos operativos totales, Salarios y beneficios/ ingresos netos

Se plantearon las siguientes hipótesis:

H1o: los indicadores del grupo I no son estadísticamente significativos en la predicción entre hospitales financieramente solventes e insolventes que cotizan en bolsa en los Estados Unidos.

H2o: los Indicadores del grupo II no son estadísticamente significativos en la predicción entre hospitales financieramente solventes e insolventes que cotizan en bolsa en los Estados Unidos.

H3o: la Duración promedio de la estadía (ALS) no es estadísticamente significativos en la predicción entre hospitales financieramente solventes e insolventes que cotizan en bolsa en los Estados Unidos.

H4o: los del grupo IV no son estadísticamente significativos en la predicción entre hospitales financieramente solventes e insolventes que cotizan en bolsa en los Estados Unidos.

Una vez aplicado el modelo de regresión fueron seleccionadas 6 variables significativas para explicar la insolvencia: Altman Z-score₂, Índice de solidez financiera₂, Duración promedio de la estadía, Porcentaje de ingresos de Medicaid¹, Porcentaje de ingresos no asegurados, Salarios y Beneficios / Ingresos Netos, sin embargo, estos resultados arrojaron como resultado que los predictores no fueron significativos para explicar la insolvencia, por lo tanto, no se rechazan las cuatro Ho.

El objetivo final de este estudio fue abordar la brecha en la literatura académica y ampliar la base de conocimientos en esta área, pues no se ha identificado una métrica universal en la literatura que se aplica con éxito en la industria de la salud. La investigación concluye que las variables independientes no fueron significativas para predecir la insolvencia financiera en hospitales y sistemas de salud hospitalarios de EE. UU., sin embargo, puede ser útil para identificar los verdaderos indicadores de solvencia. (Corbett, 2014)

3.3 Predicción de Quiebra en Hospitales de Corea

Lee y Seo (1998) realizaron un modelo de análisis discriminante, el tamaño de la muestra seleccionada fue 31 hospitales sanos y 31 en quiebra, se tomaron de la base de datos del banco de datos de desempeño hospitalario del Instituto de Gestión de Servicios de Salud de Corea; de los cuales 17 indicadores fueron financieros y 4 no financieros.

Los principales hallazgos son los siguientes:

En cuanto a los indicadores de rentabilidad, el Patrimonio Neto / Activo Total, Utilidad Operativa / Capital Total, la relación Utilidad Operativa / Ingresos Brutos, la Utilidad Neta / los Activos Totales, la Utilidad Neta / Ingresos Brutos, la Utilidad Neta / Activos Totales fueron significativamente diferentes en la prueba de comparación de medias en 1, 2 y 3 años antes de la bancarrota hospitalaria.

Respecto a los indicadores de liquidez fueron significativos en 1 año antes de la quiebra. Para los indicadores de actividad, la rotación de cuentas por cobrar de los pacientes fue significativa en 2 y 3 años antes de la bancarrota y el valor agregado por días de hospitalización ajustados fue significativo en 3 años antes de la bancarrota.

La función discriminante en 1, 2 y 3 años antes de la bancarrota fue:

$$Z = -0.0166 \times \text{índice rápido} - 0.1356 \times \text{Utilidad Neta} / \text{activos totales} - 1.545 \times \text{cambio total de activos en 1 año antes de la quiebra}$$

$$Z = -0.0119 \times \text{índice rápido} - 0.1433 \times \text{Utilidad Operativa} / \text{activos totales} - 0.0227 \times \text{valor agregado al activo total en 2 años antes de la bancarrota}$$

$$Z = -0.3533 \times \text{Utilidad Neta} / \text{activo total} - 0.1336 \times \text{cambios de cuentas por cobrar de pacientes} - 0.04301 \times \text{valor agregado por paciente ajustado} + 0.00119 \times \text{censo diario promedio de pacientes hospitalizados en 3 años antes de la bancarrota.}$$

Del anterior trabajo se concluye que indicadores no financieros contribuyeron de manera significativa a la predicción de los modelos de quiebra, resaltándose el valor agregado por paciente, el número de pacientes hospitalizados. (Lee & Seo, 1998)

3.4 Problemas financieros y predicción de bancarrota: Una comparación de tres modelos de predicción de dificultades financieras en hospitales de cuidados agudos

Puro, Borkowski, Hearld, Carroll, Byrd, Smith et al (2019) El objetivo de este trabajo consistió en comparar 3 modelos para medir la capacidad de predicción quiebra de hospitales de cuidados agudos en EE. UU.: el puntaje Z modificado de Altman (1993), el puntaje de Ohlson O – Modelo Logit (1980), el puntaje de Zmijewski - Modelo Probit (1984).

La muestra seleccionada fueron 106 hospitales, 53 en quiebra y 53 sanos, analizados para los periodos de 2006 a 2017.

Como conclusión el modelo de Altman predijo mejor la quiebra que los otros dos modelos, adicionalmente no encontró importancia con respecto a las razones financieras entre los tres modelos para diferenciar los hospitales en quiebra de los hospitales en no en quiebra. Aunque los modelos no predijeron la quiebra en todos los años, lo que si se destaca es que se mejoró la clasificación de empresas durante 3 años en promedio. (Puro et al, 2019)

4. Metodología

El objeto de estudio de esta investigación son las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud colombianas con características similares a las posicionadas en el ranking de las mejores clínicas y hospitales en Latinoamérica, publicado por la revista de negocios AméricaEconomía.

Para 2019 se postularon más de 200 entidades de alta complejidad reconocidas por cada uno de los Ministerios de Salud de los diferentes países participantes (Argentina, Brasil, Colombia, Costa Rica, Chile, Cuba, Ecuador, México, Panamá, Paraguay, Perú, Uruguay y Venezuela), un total de 58 entidades entraron en el ranking de la cuales 24 son colombianas.

Tabla 4 Empresas colombianas presentes en el ranking de AméricaEconomía 2019

Rk 2019	Rk 2018	Hospital o Clínica	Ciudad	Tipo	Puntaje
3	5	Fundación Cardio Infantil	Bogotá	Universitario Privado	83,61
4	3	Fundación Valle del Lili	Cali	Universitario Privado	83,60
6	8	Fundación Cardiovascular de Colombia	Bucaramanga	Universitario Privado	77,78
9	9	Hospital Pablo Tobón Uribe	Medellín	Universitario Privado	76,63
12	11	Centro Médico Imbanaco	Cali	Privado	75,69
16	16	Hospital Universitario San Vicente Fundac.	Medellín	Universitario Privado	73,22
25	25	Clínica Universidad de la Sabana	Bogotá	Universitario Privado	65,31
26	23	Clínica de la Américas	Medellín	Privado	65,30
28	34	Clínica Universitaria Bolivariana	Medellín	Universitario Privado	64,80
31	29	Clínica de Occidente	Bogotá	Privado	64,56
32	36	Mederi	Bogotá	Universitario Privado	64,47
33	28	Hospital General de Medellín	Medellín	Público	64,09
39	50	SES Hospital de Caldas	Manizales	Público	61,48
41	43	Clínica El Rosario sede el Tesoro	Medellín	Privado	61,03
42	44	Centro Cardiovascular Clínica Santa María	Medellín	Privado	60,87
43	53	Clínica Medellín	Medellín	Privado	60,50
45	45	Fundación Hospital Infantil Los Ángeles	Pasto	Privado	59,74
48	48	Hospital Universitario Dept. de Nariño	Pasto	Universitario Público	58,47
49	49	Hospital Universitario Infantil San José	Bogotá	Universitario Privado	58,09
50	-	Clínica de Marly	Bogotá	Privado	57,73
51	54	Clínica Los Nogales	Bogotá	Privado	57,34
53	58	Clínica Las Vegas	Medellín	Privado	56,49
55	-	Hospital Universitario Clínica San Rafael	Bogotá	Privado	54,99
57	57	Centro Policlínica el Olaya	Bogotá	Privado	53,34

Recuperado de <https://clustersalud.americaeconomia.com/gestion-hospitalaria/ranking-de-clinicas-y-hospitales-estos-son-los-mejores-de-latinoamerica-2019>

Para realizar la propuesta y análisis de un modelo de insolvencia para las mejores clínicas y hospitales de Colombia presentes en el ranking de América Economía, se optó por aplicar la técnica estadística de regresión logística múltiple.

En un modelo Logit, la relación entre la probabilidad de quiebra de una empresa $i(P_i)$ y el valor de los J ratios financieros de dicha empresa en un determinado año (X_{ji}) es una de curva en S acotada entre cero y uno o, más en concreto tiene la forma de la

función de distribución logística presentada a continuación (Ramos & Bolado, 1998, p. 522)

$$P_i = \text{Prob} [Y_i = 1 / (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{mi})] = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}}$$

Donde Z, viene determinado por la relación lineal, en la cual los B_i representan los coeficientes a estimar.

$$Z_i = B_0 + B_1 X_{1i} + B_2 X_{2i} + \dots + B_m X_{mi}$$

4.1 Delimitación del objeto de estudio del IPS

Para la limitación del objeto de estudio para el desarrollo del presente trabajo se procedió a realizar un análisis de cada una de las clínicas y hospitales del ranking AméricaEconomía, con el fin de diagnosticar tanto la salud financiera como aspectos relacionados con la capacidad instalada que sean de importancia para la construcción del modelo e identificar qué aspectos tienen en común y cuáles de ellos son relevantes para que hayan sido elegidas como las mejores a nivel Latinoamericano. (Ver anexo 1)

De la muestra seleccionada el 87,5% corresponde a 21 clínicas y hospitales que son de naturaleza privada y tan solo 3 IPS (el 12,5%) públicas, por lo tanto, este es uno de los criterios usados para la segmentación de las clínicas y hospitales.

Tabla 5 Clasificación Clínicas y Hospitales por su naturaleza

Tipo	No sedes	%
Universitario Privado	8	33,3%
Privado	13	54,2%
Total privados	21	87,5%
Público	2	8,3%
Universitario Público	1	4,2%
Total Públicos	3	12,5%
Total muestra	24	100,0%

Fuente elaboración propia

Así mismo, se identificó que los servicios prestados en estas IPS son de complejidad media y alta, por lo tanto y teniendo en cuenta lo anterior, la segmentación del objeto de estudio de estudio de esta investigación arroja como resultado una muestra de 569 IPS. Una de las limitaciones que se encontraron para el desarrollo de este trabajo, es que las bases de datos masivas correspondiente a indicadores no financieros de las IPS en Colombia son limitadas y en ocasiones se actualizan y se pierden las bases históricas detalladas.

4.1.1 Variables Independientes Financieras

Para la selección de variables financieras se tomó como referencia los indicadores más comunes trabajados para la predicción de quiebra presentados en el estado del arte del presente trabajo.

Para el cálculo de los indicadores, se toman los Estados de Situación Financiera y Estados de Resultado reportados por cada una de las IPS a la Superintendencia de Salud para los años 2017, 2018 y 2019 al ser Estados Financieros comprables por estar bajo normas internacionales de contabilidad NIIF.

Las variables seleccionadas fueron las siguientes:

Tabla 6 Variables financieras independientes seleccionadas

Variable	Indicador	Fórmula
ROE END	ROE Endeudamiento	Utilidad Operacional / Patrimonio Pasivo Total / Activo Total
APAL	Apalancamiento	Pasivo Total / Patrimonio
PT_V	Pasivo Total / Ventas	Pasivo Total / Ventas
PC_PT	Pasivo Corriente / Pasivo Total	Pasivo Corriente / Pasivo Total
RC	Ratio Corriente	Activo corriente / Pasivo corriente
PA	Prueba Acida	Activo corriente - Inventarios / Pasivo corriente

Fuente: elaboración propia

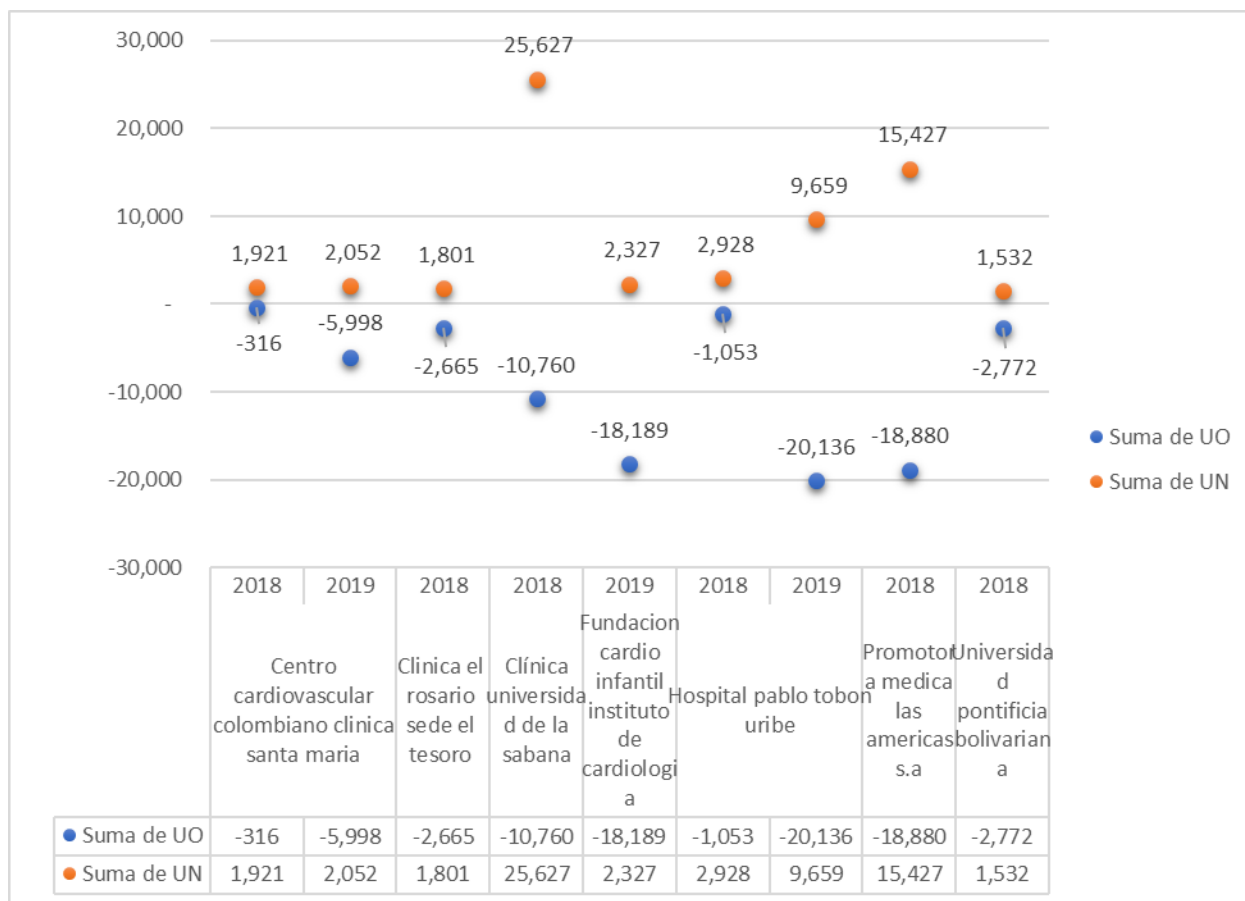
Adicionalmente, se realizó una comparación entre la Utilidad Neta y la Utilidad Operacional o EBIT resultado que no tiene en cuenta los intereses ni la carga tributaria que se pueda derivar de las actividades desarrolladas, debido principalmente a que se busca identificar la eficiencia de las instituciones independientemente de su fuente de financiación y de los efectos tributarios; así pues se identifica que para 2019, un total de 7 clínicas y hospitales reportan pérdidas operacionales de la cuales 3 presentan resultados Netos positivos, lo anterior indica que hay un factor que no es operacional que está influyendo en los resultados de las IPS.

4.1.2 Variable Dependiente

Para la determinación de esta variable categórica se tomó como referencia la utilidad operacional. A las IPS con pérdidas se les asigno el 1, es decir que estas clínicas y hospitales están en riesgo de insolvencia o quiebra y 0 a las que no.

La propuesta de tomar como referencia la UO para trabajar la predicción de quiebra, se realiza con base en el hecho de que cuando se analizó las 21 clínicas y hospitales del ranking, se identificó que alguna de estas entidades operan bajo pérdida, pero que por efecto de donaciones y otros ingresos como arrendamientos logran tener una Utilidad Neta extraordinaria (ver gráfica 6) las entidades del sector salud, como lo son las EPS, administradoras del régimen subsidiado del SGSS y las IPS están excluidas del régimen de la Ley 1116 de 2006, por medio del cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial de la República de Colombia.

Gráfica 6 Utilidad Operacional vs Utilidad Neta clínicas y hospitales (cifras en millones de pesos)



Fuente: elaboración propia

4.1.3 Variables Independientes No Financieras

Para la selección de variables no financieras se tomó como referencia la información disponible en la REPS – Registro Especial de Prestadores de Servicios de Salud, en lo relacionado con la capacidad instalada y la prestación de servicios.

Tabla 7 Variables no financieras independientes seleccionadas

Etiqueta de la variable	Descripción
M_QX	Cantidad de Salas
M_BED	No Camas
M_COMP_ALTA	Servicios de Complejidad Alta
M_URG	Servicios de Urgencias
M_UCI	Servicios de UCI

Fuente elaboración propia

Para las variables M_COMP_ALTA, M_URG, M_UCI se consideran variables categóricas por cuanto se le asigna el valor de 1 si cumple con la condición de prestar servicios de complejidad alta, servicios de urgencias y servicios de UCI (Unidad de Cuidado Intensivo) respectivamente, en el caso contrario se le asigna el valor de 0.

Para las variables M_BED que representa el número de camas se incluye las camas de hospitalización adulto, UCI, Unidad de quemados, obstetricia y salud mental y para la variable M_QX se incluye la cantidad de salas de cirugía y de procedimientos.

4.2 Modelo de Regresión Logística

4.2.1 Análisis Descriptivo de variables

Un ejercicio previo a la construcción del modelo es hacer un análisis descriptivo de cada una de las variables de manera independiente con el fin identificar como es el comportamiento de cada una dentro de la muestra seleccionada.

Tabla 8 Análisis Descriptivo de cada una de las variables independientes seleccionadas

Indicador	Media	Mediana	Máximo	Mínimo	Desviación estándar	Curtosis	Jaquer-Bera	Probabilidad
F_APAL	2.074176	1.089644	109.933	-42.34405	6.35704	104.4003	693001.3	0.000000
F_END	0.525045	0.529418	5.681268	0.006486	0.272969	83.20774	429340.9	0.000000
F_PA	2.457301	1.416257	71.99779	0.012525	4.655261	98.13251	615852.7	0.000000
F_PC_PT	0.889425	0.954782	1.018283	0.03125	0.165162	9.380459	4186.965	0.000000
F_PT_V	2.823879	0.52449	2310.51	0.005593	59.92382	1394.482	128000000	0.000000
F_RC	2.518541	1.457846	71.99779	0.01795	4.686577	96.24692	591939.3	0.000000
F_ROE	0.199529	0.154778	12.47053	-18.35679	0.904511	185.1589	2194326	0.000000
M_BED	88.98104	44	1140	0	123.512	19.3256	20433.39	0.000000
M_COM_ALTA	0.548673	1	1	0	0.497783	1.038267	263.7632	0.000000
M_QX	11.17573	4	782	0	34.73794	210.0668	2865228	0.000000
M_UCI	0.510114	1	1	0	0.500056	1.001637	263.6668	0.000000
M_URGEN	0.522124	1	1	0	0.499668	1.007847	263.6707	0.000000

Fuente: Tomado de Eviews

4.2.1 Medidas de Asociación – Análisis Individual de Variables

Con el fin de identificar si las variables individuales presentan asociación estadística con la Variable Dependiente se procede a realizar la prueba de diferencia de medias a través de la prueba Levene y estadístico t.

Como resultado, las siguientes son las variables potenciales que contribuirían al evento de tener una IPS en quiebra:

Tabla 9 Test de Levene

Indicador	Probabilidad
F_APAL *	0.00000
F_END *	0.00000
F_PA	0.21830
F_PC_PT	0.20250
F_PT_V *	0.00000
F_RC	0.30800
F_ROE *	0.00000
M_BED **	0.05850
M_COM_ALTA *	0.00000
M_QX	0.34210
M_UCI *	0.00000
M_URGEN *	0.00000

*significantes al 0,01 – 0,05 y 0,1 **significante al 0,1

Fuente: tomado de Eviews

Resultado de la aplicación de la prueba de Levene se estima que 4 variables financieras y 3 variables no financieras son significativas o contribuyen individualmente a explicar la insolencia de las IPS a niveles de 0,01 0,05 y 0,1 y finalmente una no financiera al nivel de 0,1.

Tabla 10 Prueba T-test

Indicador	Probabilidad
F_APAL *	0.00000
F_END *	0.00000
F_PA *	0.00000
F_PC_PT	0.83630
F_PT_V *	0.00000
F_RC *	0.00000
F_ROE *	0.00000
M_BED	0.94310
M_COM_ALTA	0.34170
M_QX *	0.00000
M_UCI	0.53500
M_URGEN	0.52820

*significantes al 0,01 – 0,05 y 0,1 Fuente: tomado de Eviews

Resultado de la aplicación de la aplicación del T-test, se estima que 6 variables financieras y 1 variable no financiera son significativas o contribuyen individualmente a explicar la insolvencia de las IPS a niveles de 0,01 0,05 y 0,1.

Las variables que no resultaron significantes no serán excluidas del modelo porque, aunque no contribuyan de manera individual a explicar la variable dependiente, cuando se proceda con la modelación puede resultar significativa, de ahí la ventaja de trabajar con modelos multivariados.

4.2.2 Resultado del Modelo

Para la construcción del Modelo Logit, se procede a incluir las 12 variables seleccionadas como relevantes, 7 indicadores financieros y 5 aspectos no financieros, posteriormente se procede a excluir aquellas variables que no son significativas a un nivel del 0,10 y 0,05.

Tabla 12 Regresión Inicial

Variable dependiente: DEFAULT

Variable	Coefficiente	Desviación estándar	z-estadístico	Probabilidad
F_APAL **	-0.041445	0.01772	-2.338859	0.0193
F_END ***	1.5748	0.396426	3.972491	0.0001
F_PA ***	-1.032798	0.336544	-3.068838	0.0021
F_PC_PT *	-0.295896	0.448106	-0.660326	0.5090
F_PT_V	0.02964	0.022974	1.290201	0.1970
F_RC ***	1.0258	0.334218	3.069254	0.0021
F_ROE ***	-3.443529	0.330052	-10.4333	0.0000
M_BED	0.00025	0.00065	0.384818	0.7004
M_COM_ALTA	-0.137313	0.29345	-0.467926	0.6398

M_QX	0.00117	0.002206	0.530491	0.5958
M_UCI	0.114755	0.294119	0.390166	0.6964
M_URGEN **	0.351108	0.169701	2.068979	0.0385
C	-1.896445	0.509044	-3.725503	0.0002
McFadden R-squared	0.200278	Mean dependent var	0.184576	
S.D. dependent var	0.388076	S.E. of regression	0.310251	
Akaike info criterion	0.781389	Sum squared resid	151.0252	
Schwarz criterion	0.825487	Log likelihood	-605.0786	
Hannan-Quinn criter.	0.797773	Deviance	1210.157	
Restr. Deviance	1513.223	Restr. log likelihood	-756.6113	
LR statistic	303.0656	Avg. log likelihood	-0.382477	
Prob(LR statistic)	0			
Obs with Dep=0	1290	Total	1582	
Obs with Dep=1	292			

Fuente: Eviews

Resultado de la primera regresión se identifica que de las variables financieras el ratio F_END (Endeudamiento) F_PA (Prueba acida), F_RC (Razón corriente) y F_ROE (retorno sobre patrimonio) son significantes al nivel de confianza de 0.01, 0.05 y 0.1, y los ratios F_APAL (Apalancamiento) al 0,05 y 0,1 y F_PC_PT (pasivo corriente/pasivo total) al 0,1; comparado con las pruebas individuales de asociación, el F_END, F_PA, F_RC, F_APAL y F_ROE eran indicadores los cual se esperaba que tuviera probabilidad de explicar el default de las IPS, por otra parte el indicador F_PC_PT no arrojó nivel de asociación en la prueba individual, pero que por efectos de la presencia de las demás variables resultó ser significantes para la construcción del modelo de predicción aunque a un nivel de confianza del 0,1.

Respecto a los indicadores no financieros el único que contribuye a la explicación de la insolvencia en esta primera regresión es el M_URG (prestación de servicios de urgencias) a

niveles del 0,05 y 0,1. Una vez finalizado este primer análisis se procede a eliminar las variables cuyo P-value corresponde a las probabilidades más altas con el fin de ajustar el modelo, se empieza con la variable no financiera M_BED (Número de camas).

Continuando con el ajuste, se obtiene una regresión cuyas variables son significantes a un nivel del 0.1 (ver tabla 11) con un total de 6 variables de la cuales solo 1 M_URGEN (prestación de servicios de urgencias) corresponde a variables no financieras seleccionadas inicialmente, el resto de las variables (Financieras) siendo significativas tanto al 0,05 como al 0,1.

Tabla 11 Regresión Final

Variable dependiente: DEFAULT

Variable	Coefficiente	Desviación estándar	z-estadístico	Probabilidad
F_APAL	-0.048382	0.016612	-2.912431	0.0036
F_END	1.765307	0.378482	4.664176	0.0000
F_PA	-1.075839	0.337875	-3.18413	0.0015
F_RC	1.0746	0.334968	3.208067	0.0013
F_ROE	-3.405439	0.322917	-10.54585	0.0000
M_URGEN	0.346353	0.149777	2.312454	0.0208
C	-2.200742	0.242353	-9.080744	0.0000
McFadden R-squared	0.187562	Mean dependent var	0.184576	
S.D. dependent var	0.388076	S.E. of regression	0.313088	
Akaike info criterion	0.785966	Sum squared resid	154.3881	
Schwarz criterion	0.809712	Log likelihood	-614.6995	
Hannan-Quinn criter.	0.794789	Deviance	1229.399	
Restr. deviance	1513.223	Restr. log likelihood	-756.6113	
LR statistic	283.8237	Avg. log likelihood	-0.388558	
Prob(LR statistic)	0			
Obs with Dep=0	1290	Total	1582	
Obs with Dep=1	292			

Fuente: EViews

Como resultado la ecuación resultante es la siguiente:

$$\text{Ln} \left(\frac{p}{1-p} \right) = -0.048382 (F_APAL) + 1.765307 (F_END) - 1.075839 (F_PA) + 1.0746 (F_RC) - 3.405439 (F_ROE) + 0.346353 (F_URGEN) - 2.20074204774$$

Donde:

p es la probabilidad de que una IPS quiebre

1-p es la probabilidad de que una IPS no quiebre

De la ecuación resultante se puede concluir que:

F_APAL: Apalancamiento

Se observa que este indicador presenta un signo negativo, por lo tanto, niveles altos de apalancamiento representan para las Clínicas y Hospitales una menor posibilidad de entrar en default.

F_END: Endeudamiento

Entre mayor sea el endeudamiento por parte de las IPS, mayor será la probabilidad de caer en default.

F_ROE: Retorno sobre patrimonio

Se observa en el modelo que este indicador tiene un impacto negativo en la probabilidad de que la quiebra de las IPS, es decir, un mayor valor en ROE implica que las IPS están produciendo lo suficiente para producir rendimientos sobre los fondos invertidos y por ende la probabilidad de entrar en quiebra es menor.

F_PA: Prueba Acida

Al igual que el ROE, el indicador de la prueba acida presenta una relación inversa con la variable dependiente, entre mayor sea el indicador, mayor liquidez tendrán las IPS para cubrir sus deudas y por ende menor probabilidad de quiebra.

F_RC: Razón corriente

El indicador de razón corriente entre mayor sea mayor es la probabilidad de que la IPS tenga éxito o mejore.

M_URG: Prestación de servicios de Urgencias

Este indicador no financiero, hace referencia a la prestación de servicios de urgencias dentro de las Clínicas y Hospitales, así pues, se establece que al atender urgencias contribuye a que las entidades de Salud, disminuye la probabilidad de quiebra.

4.2.3 Validación del Modelo

Siguiendo con la validación del Modelo planteado, se procede a realizar las siguientes pruebas:

4.2.3.1 Prueba de Hosmer y Levershow

Es una prueba de bondad de ajuste que busca comprobar si los eventos observados coinciden con los eventos esperados, por medio de una prueba de X^2 . Es decir, muestra el grado de predicción del modelo estimado.

La prueba evalúa las siguientes hipótesis:

H₀: No hay diferencia entre los valores observados y los valores pronosticados

H_i: Hay diferencia entre los valores observados y los valores pronosticados

El objetivo es no rechazar la H_0 nula, por lo tanto, al realizar la prueba se concluye que el modelo es adecuado para pronosticar probabilidades, aunque en un grado muy bajo, Pues el P-valor se ubica en un 9,33%; si bien está por encima del nivel de significancia (0,05) no lo es para un nivel del 10%.

4.2.3.2 Prueba de Tablas de Expectativa o Clasificación

Esta prueba busca identificar si el modelo está bien ajustado para pronostico y para la distribución logística.

Tabla 13 Predicción esperada

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
P(Dep=1)≤C	1284	216	1500	1290	292	1582
P(Dep=1)>C	6	76	82	0	0	0
Total	1290	292	1582	1290	292	1582
Correct	1284	76	1360	1290	0	1290
% Correct	99.53	26.03	85.97	100	0	81.54
% Incorrect	0.47	73.97	14.03	0	100	18.46
Total Gain*	-0.47	26.03	4.42			
Percent Gain**	NA	26.03	23.97			

	Estimated Equation			Constant Probability		
	Dep=0	Dep=1	Total	Dep=0	Dep=1	Total
E(# of Dep=0)	1118.49	172.41	1290.9	1051.9	238.1	1290
E(# of Dep=1)	171.51	119.59	291.1	238.1	53.9	292
Total	1290	292	1582	1290	292	1582
Correct	1118.49	119.59	1238.08	1051.9	53.9	1105.79
% Correct	86.7	40.96	78.26	81.54	18.46	69.9
% Incorrect	13.3	59.04	21.74	18.46	81.54	30.1
Total Gain*	5.16	22.5	8.36			
Percent Gain**	27.97	27.59	27.78			

*Change in "% Correct" from default (constant probability) specification

**Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Fuente: Eviews

Del análisis de la tabla de clasificación se concluye lo siguiente:

Resultado de la ecuación del modelo Logit y después de haber aplicado las pruebas de ajuste de bondad y demostrar que el modelo estimado mejora la predicción en un 23,97%.

Con un nivel de confianza del 95%, el modelo propuesto predice el 85,97% de manera correcta, es decir, 1.284 IPS de las observaciones fueron clasificadas como IPS sanas y 216 observaciones fueron clasificadas en default {D=1 (Default)}

El modelo mejora las predicciones de quiebra en un 26,03%, pero tiene un peor desempeño para en las predicciones de no quiebra en un -0,47%

5. Conclusiones

En primer lugar, resultado de la revisión de la literatura se concluye que de las investigaciones sobre insolvencia en clínicas y hospitales estudiados en el presente trabajo, las variables financieras que son utilizadas con mayor frecuencia y que al mismo tiempo resultan ser significativas son las relacionadas con indicadores de liquidez (razón corriente), endeudamiento (Pasivo / Patrimonio) y rentabilidad (ROA, ROE). Por otra parte, las variables no financieras aún resultan ser variables que se no se incluyen con frecuencia en los trabajos, pues la prevalencia es a utilizar ratios financieros, sin embargo, resultado de una de la investigaciones se concluye que el censo de pacientes hospitalizados es una variable significativa para la predicción de quiebra. Es importante mencionar que la variable no financiera mencionada, no pudo ser incluida en el

análisis del presente trabajo al no contar con información de los egresos hospitalarios de todas las IPS seleccionadas.

Resultado del modelo logit propuesto para las IPS privadas de alta y media complejidad en Colombia a partir del análisis de las mejores clínicas y hospitales del ranking de la revista de negocios AméricaEconomía, se concluye que de las 12 variables plantadas inicialmente, seis variables resultaron ser significativas a un nivel de confianza del 95%, de las cuales cinco corresponden a indicadores financieros y una a indicadores no financieros. En términos generales, el modelo propuesto predice el 85,97% de manera correcta.

Las variables financieras que resultaron ser significantes para el modelo son F_APAL (apalancamiento), F_END (endeudamiento), F_PA (Prueba acida), F_RC (Razón corriente), F_ROE (Retorno sobre patrimonio) de ellas se puede concluir que ratifican lo revisado en la literatura de la presente investigación, inclusive con algunos modelos propuestos para predecir la insolvencia de clínicas y hospitales en Estados Unidos e Inglaterra y Colombia.

Respecto a la variable no financiera que resultó significativa fue M_URGEN (prestación de servicios de urgencias), una variable categórica que no se había tomado como referencia en anteriores investigaciones y que según lo desarrollado en el presente trabajo contribuye a la explicación de la insolvencia de IPS, por lo que se sugiere incluir esta variable en estudios posteriores.

De otra manera como resultado del análisis de los distintos indicadores de las mejores clínicas y hospitales a nivel Latinoamericano del ranking de AméricaEconomía, se resalta el hecho de que, aunque sus indicadores no financieros son excelentes la salud financiera no es la mejor, pues para 2019 de las 21 IPS privadas posicionadas en el ranking el 33% de ellas, es decir 7, han operado bajo pérdidas en los últimos tres años, así mismo, se identificó que 3 de las 7 IPS

que presentaron pérdidas operacionales mejoraron sus resultados netos así: a) Fundación Cardio Infantil Instituto de Cardiología, paso de tener perdida operacional de 18,189 millones de pesos a ganancias netas de 2,327 su posición dentro del ranquin a nivel Latinoamericano fue el 3 puesto; b) Hospital Pablo Tobón Uribe, paso de tener perdida operacional de 20,136 millones de pesos a ganancias netas de 9,659 millones, posicionándose en el 9 puesto del ranking, finalmente, c) Centro Cardiovascular Colombiano Clínica Santa María que paso de tener perdida operacional de 5,998 millones de pesos a ganancias netas de 2,052 millones, posicionándose en el puesto 42 del ranking (ver anexo 2). Al revisar los estados financieros de las IPS en mención se identifica que esos cambios están dados principalmente por el efecto de ingresos derivados de ganancias en inversiones e instrumentos financieros, que para el caso de las clínicas mencionadas corresponden en gran medida a ingresos no operacionales por concepto de donaciones, lo anterior, deja en evidencia que aunque estas IPS se destacan por tener indicadores excelentes en cuanto a la eficiencia médica y calidad, financieramente no es lo mismo, por cuanto sus costos superan los ingresos directos por la prestación de servicios.

Para finalizar se recomienda tomar como referencia las variables para el desarrollo de futuros modelos de insolvencia en el sector salud pero con un tamaño de muestra más grande e incluyendo nuevas propuestas de variables no financieras, lo anterior, debido a que con la presente investigación se ha ratificado que indicadores financieros como el endeudamiento, apalancamiento, retorno sobre el patrimonio, razones de liquidez como la razón corriente y la prueba acida, han resultado significativos y por lo tanto contribuyen a predecir la insolvencia; el reto consiste ahora en identificar que variables no financieras pueden ayudar a predecir este fenómeno en las diferentes IPS, en especial en Colombia, en donde bajo la Ley 100 las instituciones de salud deben ser entidades autosostenibles.

6. Bibliografía

- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance* , 589-609.
- AméricaEconomía. (2019). AméricaEconomía Cluster Salud. Recuperado el 27 de 10 de 2019, de <https://clustersalud.americaeconomia.com/gestion-hospitalaria/ranking-de-clinicas-y-hospitales-estos-son-los-mejores-de-latinoamerica-2019>
- Balcaen, S., & Oogh, H. (2006). 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *he British Accounting Review* , 38, 63-93.
- Beaver , W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* , Supplement, 4, January, 71-111.
- Bell, T., G, R., & J, V. (1990). Neural nets versus logistic regression: A comparison of each model's ability to predict commercial bank failures .
- Bellovary, J. L., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education*, Vol. 33 (WINTER 2007) , 1-42.

- Bernal, O., & Barbosa, S. (2015). La nueva reforma a la salud en Colombia: el derecho, el aseguramiento y el sistema de salud . *Salud pública de México* , 57(5), 433-440.
- Bohorquéz G, J. R. (2018). Rendición de cuentas Informe de Gestión. Bogotá: Ministerio de Salud y Protección Social.
- Chudson, W. (1945). The Pattern of Corporate Financial Structure. New York: National Bureau of Economic Research .
- Corbett, R. B. (2014). Indicators for predicting US Publicly Traded For-Profit Hospitals Financial Solvency. Northcentral University .
- Cuadros Ruiz, J. G., & Giraldo Valencia, J. C. (2019). 41.º Informe de seguimiento de cartera hospitalaria con corte a 31 de diciembre de 2018. Bogotá: ACHC.
- Dimitras, A., S, Zanakias., & C., Zopounidis. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research* 90 , 487-513.
- Dinero, R. (2018). Sector salud: ¿una década perdida? Obtenido de <https://www.dinero.com/edicion-impres/pais/articulo/cual-es-el-problema-del-sector-salud-en-colombia/263500>

Espinosa Romero, F. (2013). Alcances y limitaciones de los modelos de capacidad predictiva en el análisis del fracaso empresarial. *AD-Minister* , 23, 45-70.

Espinosa, F., Molina, Vera-Colina, M.A., & Z.A.M. (2015). Fracaso empresarial de las pequeñas medianas empresas (pymes) en Colombia. *Suma de negocios* , 6(13), 29-41.

Fitzpatrick, P. (1932). A Comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed firms. *Certified Public Accountant* , 598-605.

Glosario Ministerio de Salud. Recuperado el día 6 de diciembre de 2019.

<https://www.minsalud.gov.co/salud/Paginas/Glosario.aspx>

Horak, J, Vrbka, J, & Suler, P. (2020). Support Vector Machine Methods and Artificial Neural Networks Used for the Development of Bankruptcy Prediction Models and their Comparison. 13(3) 60.

<https://medlineplus.gov/spanish/medicaid.html>. Diccionario online, recuperado el día 6 de diciembre de 2019.

Jackendorff, N. (1962). A study of published industry financial and operating ratios. *Small Business Administration* , Vol. 52.

- Kaski, S., & Sinkkonen, J. (2001). Bankruptcy Analysis with Self-Organizing Maps in Learning Metrics. *EEE Transactions on Neural Networks* , 12, 936-947.
- Keasey, K., & Watson, R. (1991). Financial Distress Prediction Models: A Review of Their Usefulness 1. . *British journal of Management* , 2(2), 89-102.
- Keasey, K., & Watson, R. (July de 1991). Financial Distress Prediction Models: A Review of their Usefulness. *British Journal of Management* , 89-102.
- Lee, M. S., & Seo, Y. J. (1998). Predicting Hospital Bankruptcy in Korea. *Journal of Preventive Medicine and Public Health* , 450-502.
- Lorenzoni, L., & et al. (2019). Health Spending Projections to 2030: New results based on a revised OECD methodology. Obtenido de OECD Health Workig papers, No. 110, OECD Publishing, Paris: <https://doi.org/10.1787/5667f23d-en>.
- Marais , M., Patell , J., & Wolfson, M. (1984). The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications . *Journal of Accounting Research* , 22(1), 87-118.
- Mateos, A., Marín , M., Marí, S., & Seguí, E. (2011). Los modelos de predicción del fracaso empresarial y su aplicabilidad en cooperativas agrarias. *Revista de Economía Pública, Social y Cooperativa* , 70, 179-208.

Ministerio de Salud y Protección Social. (2019). Informe al Congreso de la República 2019-2020. Recuperado el 27 de septiembre de 2020, de Ministerio de Salud y Protección Social:
<https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/PES/informe-congreso-2019-2020Vfinal.pdf>

OCDE. (2017). Estudios Económicos de la OCDE Colombia. OECD Economic Surveys: Colombia© , 54.

OECD / The World Bank. (2020). Health at a Glance; Latin America and the Caribbean 2020. Obtenido de OECD Publishing, Paris: <https://doi.org/10.1787/6089164f-en>.

Ohlson , J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. . Journal of Accounting Research , 18(1), 109-131.

Palepu , K. (1986). Predicting Takeover Targets: A Methodological and Empirical Analysis . Journal of Accounting and Economics , 3-35.

Premachandra, I., Bhabra, G., & Sueyoshi, T. (2009). DEA as a Tool for Bankruptcy Assessment: A Comparative Study with Logistic Regression Technique. European Journal of Operational Research , 193(2), 412-424.

Puro , N., Borkowski, N., Hearld, L., Carroll, N., Byrd , J., Smith , D., y otros. (2019). Problemas financieros y predicción de bancarrota: Una comparación de tres modelos de predicción de dificultades financieras en hospitales de cuidados agudos . Journal of Helathcare Finance .

Ramos, F.B.; & Bolado, M. F. (1998). La provisión del fracaso empresarial en la comunidad valenciana: aplicación de los modelos discriminante y logit. Revista Española de Financiación y contabilidad, (95), 499-540

Quintana, M. J. M., & Gallego, A. G. . (2004). Factores determinantes del fracaso empresarial en Castilla y León. Revista de economía y empresa , 21(51), 95-116.

Kumar, P. R, & Ravi, V. (2007). Bankruptcy Prediction in Banks and Firms Via Statistical and Intelligent Techniques . European Journal of Operational Research , 180(1), 1-28.

Ringeling, E. A. (2004). Análisis Comparativo de Modelos de Predicción de quiebra y la probabilidad de Bancarrota. Santiago,Chile.

Serrano, C. (2018). Acemi advierte crisis financiera en el sector salud. Recuperado el 23 de 10 de 2019, de laFM: <https://www.lafm.com.co/salud/cannabis-medicinal-una-opcion-que-busca-posicionarse-en-colombia>

Shin, K.-S., Lee, T. S., & Kim, H.-j. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications* , 127-135.

Smith, R., & A., W. (1935). Changes in Financial Structure of Unseccessful Industrial Corporations. (U. U. Press, Ed.) Bureau of Business Research , Bulletin No. 51.

Somoza López, A., & Vallverdú Calafell, J. (2003). Una comparación de la selección de los ratios contables en los modelos contable-financieros de predicción de la insolvencia empresarial: la literatura previa frente al análisis factorial. *Documents de treball (Facultat d'Economia i Empresa. Espai de Recerca en Economia)*, 2003, E03/094.

Superintendencia Nacional de Salud. (2020). Informe de Cartera del Sector Salud. Recuperado el 27 de 9 de 2020, de supersalud.gov.co:

<https://docs.supersalud.gov.co/PortalWeb/metodologias/Informes%20de%20Estudios%20Sectoriales/Informe%20de%20cartera%20del%20secotr%20salud%202019-II.pdf>

Superintendencia Nacional de Salud. (2019). Supersalud. Recuperado el 20 de 08 de 2019, de

INFORME RESULTADOS FINANCIEROS DEL SECTOR SALUD Número 4:

<https://docs.supersalud.gov.co/PortalWeb/metodologias/Informes%20de%20Estudios%20Sectoriales/Resultados%20Financieros%20SGSSS%202018.pdf>

Támara Ayús, A. L., Villegas, G. C., Leones Castro, M. C., & Salazar Bocanegra, J. A. (2018).

Modelación del riesgo de insolvencia en empresas del sector salud empleando modelos logit. Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa , 26, 128.

Tascón Fernández, M. T., & Castaño Gutiérrez, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. Revista de contabilidad-Spanish Accounting Review 15(1) , 7-58.

Vapnik, Vladimir N. (1998). Statistical learning theory (Vol. Vol 1). Wiley New York.

Zmijewski , M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models . Journal of Accounting Research , 22, 59-82

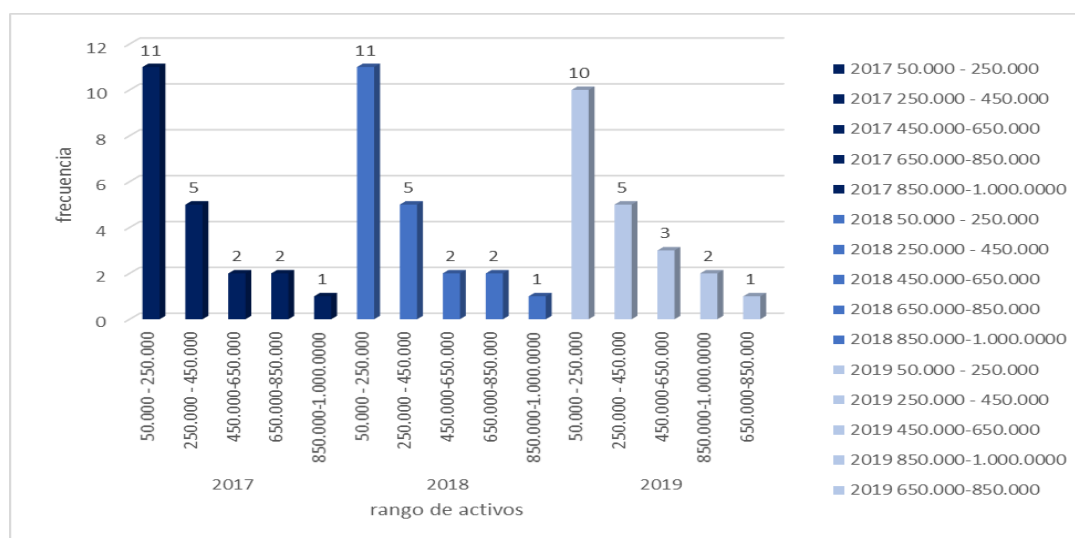
Anexo 1 Análisis Financiero y no financiero Clínicas y Hospitales presentes en el ranking de AméricaEconomía

Tabla 12 Indicadores financieros clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía

IPS	Ranking AméricaEconomía	ROA	ROE	Endeudamiento	Pasivo Total / Patrimonio	Pasivo Total / Ventas	Pasivo corriente / Pasivo total	Liquidez	Prueba ácida
FUNDACION CARDIO INFANTIL INSTITUTO DE CARDIOLOGIA	3	(-0.03)	(-0.06)	0.40	0.67	0.52	0.63	2.26	2.20
FUNDACION VALLE DEL LILI	4	0.07	0.12	0.39	0.64	0.44	0.88	1.45	1.41
FUNDACION CARDIOVASCULAR DE COLOMBIA	6	(-0.00)	(-0.01)	0.54	1.17	1.30	0.77	2.06	2.01
HOSPITAL PABLO TOBON URIBE	9	(-0.03)	(-0.06)	0.54	1.17	0.85	0.87	0.71	0.67
CENTRO MEDICO IMBANACO DE CALI S.A.	12	0.03	0.09	0.67	2.03	1.33	0.87	0.55	0.53
FUNDACION HOSPITAL SAN VICENTE DE PAUL RIONEGRO	16	(-0.04)	(-0.10)	0.63	1.68	1.16	0.97	0.46	0.44
CLÍNICA UNIVERSIDAD DE LA SABANA	25	(-0.12)	(-0.16)	0.26	0.35	0.36	0.99	1.15	1.08
PROMOTORA MEDICA LAS AMERICAS S.A	26	0.01	0.02	0.40	0.67	0.95	0.93	1.38	1.34
UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA	28	0.00	0.00	0.21	0.27	0.22	0.89	2.55	2.47
CLINICA DEL OCCIDENTE S.A.	31	0.07	0.11	0.37	0.59	0.43	0.88	1.77	1.68
CORPORACIÓN HOSPITALARIA JUAN CIUDAD	32	0.10	0.16	0.37	0.58	0.42	0.84	1.52	1.48
CLINICA EL ROSARIO SEDE EL TESORO	41	0.00	0.00	0.32	0.47	0.25	0.96	1.78	1.64
CENTRO CARDIOVASCULAR COLOMBIANO CLINICA SANTA MAR	42	(-0.05)	(-0.11)	0.51	1.06	0.45	0.94	1.59	1.47
CLINICA MEDELLIN S.A	43	(-0.08)	(-0.15)	0.46	0.86	0.91	0.85	0.76	0.72
HOSPITAL INFANTIL LOS ANGELES	45	0.08	0.09	0.13	0.15	0.13	0.72	7.78	7.44
HOSPITAL INFANTIL UNIVERSITARIO DE SAN JOSE	49	0.02	0.04	0.53	1.15	0.51	0.95	1.86	1.85
CLINICA DE MARLY S.A	50	0.11	0.15	0.27	0.36	0.54	0.74	3.31	3.26
CLINICA LOS NOGALES SAS	51	0.17	0.24	0.30	0.42	0.35	0.94	1.60	1.58
INVERSIONES MEDICAS DE ANTIOQUIA S.A. CLINICA LAS VEGAS	53	0.03	0.07	0.58	1.38	0.58	0.99	1.08	1.06
HOSPITAL UNIVERSITARIO CLINICA SAN RAFAEL	55	0.04	0.09	0.55	1.25	0.47	0.95	1.66	1.62
CPO S A	57	0.14	0.24	0.42	0.74	0.39	0.65	2.19	2.16
Media		0.02	0.04	0.42	0.84	0.60	0.87	1.88	1.81
Desviación estandar		0.07	0.12	0.14	0.49	0.35	0.11	1.51	1.46

Fuente: Elaboración propia

Gráfica 7 Clasificación de clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía por nivel de activos (cifras en millones de pesos)



Fuente: Elaboración propia

Gráfica 8 Resultado Operacional vs Resultado Neto clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía 2017-2019



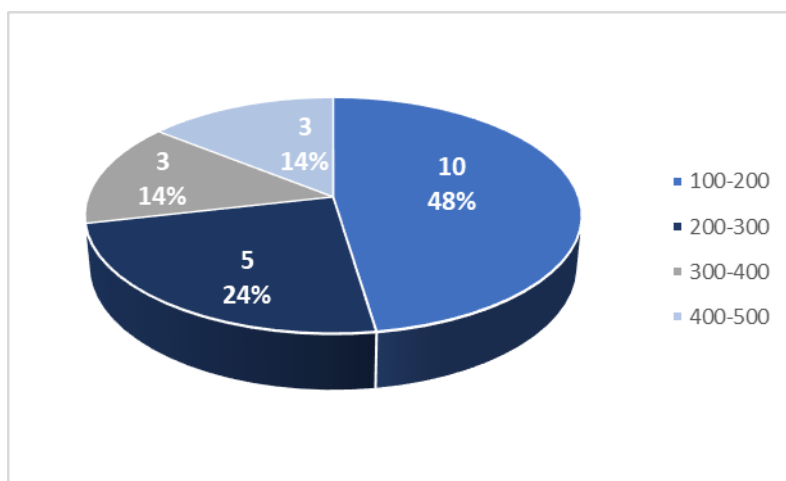
Fuente: Elaboración propia

Tabla 13 Variables no financieras clínicas y hospitales del ranking AméricaEconomía

IPS	Ranking AméricaEconomía	No Camas	No salas de procedimiento	Complejidad	Servicios de Urgencias	Servicios de UCI
FUNDACION CARDIO INFANTIL INSTITUTO DE CARDIOLOGIA	3	334	20	Alta	SI	SI
FUNDACION VALLE DEL LILI	4	523	40	Alta	SI	SI
FUNDACION CARDIOVASCULAR DE COLOMBIA	6	190	7	Alta	SI	SI
HOSPITAL PABLO TOBON URIBE	9	472	43	Alta	SI	SI
CENTRO MEDICO IMBANACO DE CALI S.A.	12	335	34	Alta	SI	SI
FUNDACION HOSPITAL SAN VICENTE DE PAUL RIONEGRO	16	198	6	Alta	SI	SI
CLÍNICA UNIVERSIDAD DE LA SABANA	25	109	9	Alta	SI	SI
PROMOTORA MEDICA LAS AMERICAS S.A	26	277	23	Alta	SI	SI
UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA	28	234	12	Alta	SI	SI
CLINICA DEL OCCIDENTE S.A.	31	183	15	Alta	SI	SI
CORPORACIÓN HOSPITALARIA JUAN CIUDAD	32	675	34	Alta	SI	SI
CLINICA EL ROSARIO SEDE EL TESORO	41	311	24	Alta	SI	SI
CENTRO CARDIOVASCULAR COLOMBIANO CLINICA SANTA MARIA	42	130	9	Alta	SI	SI
CLINICA MEDELLIN S.A	43	208	29	Alta	SI	SI
HOSPITAL INFANTIL LOS ANGELES	45	118	3	Alta	SI	SI
HOSPITAL INFANTIL UNIVERSITARIO DE SAN JOSE	49	237	15	Alta	SI	SI
CLINICA DE MARLY S.A	50	124	13	Alta	SI	SI
CLINICA LOS NOGALES SAS	51	166	19	Alta	SI	SI
INVERSIONES MEDICAS DE ANTIOQUIA S.A. CLINICA LAS VEGAS	53	142	11	Alta	SI	SI
HOSPITAL UNIVERSITARIO CLINICA SAN RAFAEL	55	291	26	Alta	SI	SI
CPO S A	57	199	10	Alta	SI	SI

Fuente: Elaboración propia

Gráfica 9 Clasificación de clínicas y hospitales ranking AméricaEconomía de acuerdo con el número de camas – capacidad instalada



Fuente Elaboración propia

Anexo 2 Estados Financieros y Estados de la Situación Financiera clínicas y hospitales ranking

AméricaEconomía 2019 (cifras en millones de pesos)

860035992

FUNDACION CARDIO INFANTIL INSTITUTO DE CARDIOLOGIA

Activos	541,017	100%
Pasivos	216,750	40%
Patrimonio	324,268	60%

Ranking	3
---------	---

Ingresos	414,139	100%
Costos	336,373	81%
Utilidad Bruta	77,766	19%
Gastos operacionales	95,955	23%
Utilida Operacional	(-18,189)	-4%
Otros ingresos - gastos	20,516	5%
Utilidad Neta	2,327	1%

890324177

FUNDACION VALLE DEL LILI

Activos	918,093	100%
Pasivos	358,584	39%
Patrimonio	559,509	61%

Ranking	4
---------	---

Ingresos	819,884	100%
Costos	662,727	81%
Utilidad Bruta	157,157	19%
Gastos operacionales	89,745	11%
Utilida Operacional	67,412	8%
Otros ingresos - gastos	8,665	1%
Utilidad Neta	76,077	9%

890212568

FUNDACION CARDIOVASCULAR DE COLOMBIA

Activos	399,675	100%
Pasivos	215,826	54%
Patrimonio	183,849	46%

Ranking	6
---------	---

Ingresos	165,811	100%
Costos	123,004	74%
Utilidad Bruta	42,808	26%
Gastos operacionales	44,184	27%
Utilida Operacional	(-1,377)	-1%
Otros ingresos - gastos	(-1,990)	-1%
Utilidad Neta	(-3,367)	-2%

890901826

HOSPITAL PABLO TOBON URIBE

Activos	682,965	100%
Pasivos	367,624	54%
Patrimonio	315,341	46%

Ranking	9
---------	---

Ingresos	431,633	100%
Costos	351,535	81%
Utilidad Bruta	80,098	19%
Gastos operacionales	100,234	23%
Utilida Operacional	(-20,136)	-5%
Otros ingresos - gastos	29,795	7%
Utilidad Neta	9,659	2%
	(-0)	

890307200

CENTRO MEDICO IMBANACO DE CALI S.A.

Activos	954,235	100%
Pasivos	639,280	67%
Patrimonio	314,955	33%

Ranking	12
---------	----

Ingresos	481,911	100%
Costos	380,456	79%
Utilidad Bruta	101,455	21%
Gastos operacionales	74,021	15%
Utilida Operacional	27,434	6%
Otros ingresos - gastos	(-25,162)	-5%
Utilidad Neta	2,271	0%

900261353

FUNDACION HOSPITAL SAN VICENTE DE PAUL RIONEGRO

Activos	263,127	100%
Pasivos	164,910	63%
Patrimonio	98,217	37%

Ranking	16
---------	----

Ingresos	141,764	100%
Costos	126,117	89%
Utilidad Bruta	15,647	11%
Gastos operacionales	25,206	18%
Utilida Operacional	(-9,559)	-7%
Otros ingresos - gastos	(-4,351)	-3%
Utilidad Neta	(-13,910)	-10%

832003167

CLÍNICA UNIVERSIDAD DE LA SABANA

Activos	111,089	100%
Pasivos	29,031	26%
Patrimonio	82,058	74%

Ranking	25
---------	----

Ingresos	80,446	100%
Costos	67,329	84%
Utilidad Bruta	13,117	16%
Gastos operacionales	25,950	32%
Utilida Operacional	(-12,834)	-16%
Otros ingresos - gastos	4,475	6%
Utilidad Neta	(-8,359)	-10%

800067065

PROMOTORA MEDICA LAS AMERICAS S.A.

Activos	549,169	100%
Pasivos	220,934	40%
Patrimonio	328,235	60%

Ranking	26
---------	----

Ingresos	232,107	100%
Costos	177,549	76%
Utilidad Bruta	54,557	24%
Gastos operacionales	48,149	21%
Utilida Operacional	6,408	3%
Otros ingresos - gastos	20,904	9%
Utilidad Neta	27,313	12%

890902922

UNIVERSIDAD PONTIFICIA BOLIVARIANA

Activos	111,560	100%
Pasivos	23,457	21%
Patrimonio	88,103	79%

Ranking	28
---------	----

Ingresos	107,549	100%
Costos	86,622	81%
Utilidad Bruta	20,927	19%
Gastos operacionales	20,614	19%
Utilida Operacional	313	0%
Otros ingresos - gastos	4,406	4%
Utilidad Neta	4,719	4%

860090566

CLINICA DEL OCCIDENTE S.A.

Activos	137,749	100%
Pasivos	51,030	37%
Patrimonio	86,719	63%

Ranking	31
---------	----

Ingresos	117,871	100%
Costos	83,367	71%
Utilidad Bruta	34,504	29%
Gastos operacionales	25,155	21%
Utilida Operacional	9,349	8%
Otros ingresos - gastos	755	1%
Utilidad Neta	10,104	9%

900210981

CORPORACIÓN HOSPITALARIA JUAN CIUDAD

Activos	516,967	100%
Pasivos	190,027	37%
Patrimonio	326,940	63%

Ranking	32
---------	----

Ingresos	450,674	100%
Costos	321,691	71%
Utilidad Bruta	128,983	29%
Gastos operacionales	76,309	17%
Utilida Operacional	52,673	12%
Otros ingresos - gastos	(-4,027)	-1%
Utilidad Neta	48,647	11%

890905843

CLINICA EL ROSARIO SEDE EL TESORO

Activos	136,399	100%
Pasivos	43,566	32%
Patrimonio	92,833	68%

Ranking	41
---------	----

Ingresos	171,626	100%
Costos	150,392	88%
Utilidad Bruta	21,233	12%
Gastos operacionales	21,044	12%
Utilida Operacional	189	0%
Otros ingresos - gastos	2,322	1%
Utilidad Neta	2,511	1%

811046900

CENTRO CARDIOVASCULAR COLOMBIANO CLINICA SANTA MARIA

Activos	114,056	100%
Pasivos	58,640	51%
Patrimonio	55,416	49%

Ranking	42
---------	----

Ingresos	129,969	100%
Costos	111,365	86%
Utilidad Bruta	18,604	14%
Gastos operacionales	24,602	19%
Utilida Operacional	(-5,998)	-5%
Otros ingresos - gastos	8,050	6%
Utilidad Neta	2,052	2%

890911816

CLINICA MEDELLIN S.A

Activos	347,854	100%
Pasivos	160,803	46%
Patrimonio	187,051	54%

Ranking	43
---------	----

Ingresos	175,986	100%
Costos	137,663	78%
Utilidad Bruta	38,323	22%
Gastos operacionales	66,093	38%
Utilida Operacional	(-27,770)	-16%
Otros ingresos - gastos	3,983	2%
Utilidad Neta	(-23,787)	-14%

891200240

HOSPITAL INFANTIL LOS ANGELES

Activos	71,533	100%
Pasivos	9,452	13%
Patrimonio	62,082	87%

Ranking	45
---------	----

Ingresos	75,289	100%
Costos	48,716	65%
Utilidad Bruta	26,573	35%
Gastos operacionales	20,693	27%
Utilida Operacional	5,880	8%
Otros ingresos - gastos	3,996	5%
Utilidad Neta	9,875	13%

900098476

HOSPITAL INFANTIL UNIVERSITARIO DE SAN JOSE

Activos	146,218	100%
Pasivos	78,079	53%
Patrimonio	68,140	47%

Ranking	49
---------	----

Ingresos	153,723	100%
Costos	128,602	84%
Utilidad Bruta	25,120	16%
Gastos operacionales	22,124	14%
Utilida Operacional	2,996	2%
Otros ingresos - gastos	5,190	3%
Utilidad Neta	8,186	5%

860002541

CLINICA DE MARLY S.A

Activos	384,094	100%
Pasivos	102,635	27%
Patrimonio	281,459	73%

Ranking	50
---------	----

Ingresos	191,262	100%
Costos	122,121	64%
Utilidad Bruta	69,141	36%
Gastos operacionales	27,971	15%
Utilida Operacional	41,170	22%
Otros ingresos - gastos	(-3,634)	-2%
Utilidad Neta	37,536	20%

900291018

CLINICA LOS NOGALES SAS

Activos	250,794	100%
Pasivos	74,512	30%
Patrimonio	176,282	70%

Ranking	51
---------	----

Ingresos	209,918	100%
Costos	149,576	71%
Utilidad Bruta	60,342	29%
Gastos operacionales	18,775	9%
Utilida Operacional	41,567	20%
Otros ingresos - gastos	(-12,212)	-6%
Utilidad Neta	29,354	14%

800044402

INVERSIONES MEDICAS DE ANTIOQUIA S.A. CLINICA LAS VEGAS

Activos	135,393	100%
Pasivos	78,517	58%
Patrimonio	56,876	42%

Ranking	53
---------	----

Ingresos	136,291	100%
Costos	115,073	84%
Utilidad Bruta	21,217	16%
Gastos operacionales	17,386	13%
Utilida Operacional	3,831	3%
Otros ingresos - gastos	(-2,793)	-2%
Utilidad Neta	1,038	1%

860015888

HOSPITAL UNIVERSITARIO CLINICA SAN RAFAEL

Activos	167,854	100%
Pasivos	93,136	55%
Patrimonio	74,717	45%

Ranking	55
---------	----

Ingresos	198,895	100%
Costos	152,783	77%
Utilidad Bruta	46,112	23%
Gastos operacionales	39,181	20%
Utilida Operacional	6,932	3%
Otros ingresos - gastos	(-3,458)	-2%
Utilidad Neta	3,473	2%

800149453

CPO S A

Activos	152,621	100%
Pasivos	64,680	42%
Patrimonio	87,941	58%

Ranking	57
---------	----

Ingresos	166,870	100%
Costos	125,098	75%
Utilidad Bruta	41,772	25%
Gastos operacionales	20,464	12%
Utilida Operacional	21,308	13%
Otros ingresos - gastos	2,615	2%
Utilidad Neta	23,923	14%